



Projection of Urban Water Demand Considering Climate Change Conditions Using a Machine Learning Approach (Case Study: Borujerd City, Iran)

Ali Sharghi¹ | Mehdi Komasi²

1. Department of Civil Engineering, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran, Email:

alisharghi_paper@abru.ac.ir

2. Corresponding Author, Department of Civil Engineering, Ayatollah Boroujerdi University, Boroujerd, Iran, Email:

komasi@abru.ac.ir

Article Info	ABSTRACT
Article type: Research Article Article history: Received: Apr. 25, 2025 Revised: Oct. 13, 2025 Accepted: Oct. 28, 2025 Published online: Dec. 2025 Keywords: <i>Projection, Climate Change, Random Forest, Hybrid Algorithm, CMIP6</i>	Water supply management had become a key challenge for utilities like regional water authorities and wastewater agencies due to Iran's arid climate. With rising water supply costs, the accurate estimation of water demand has become increasingly critical. Climate change, further complicates this task by indirectly increasing consumption. Therefore, making traditional trend-based projections unreliable. This study leverages the latest Shared Socioeconomic Pathways (SSP) climate scenarios to model future climatic variables and project urban water demand in Borujerd City. A hybrid Radial Basis Function-Genetic Algorithm (RBF-GA) machine learning model has been employed to analyze correlations between climatic factors and water consumption. Our methodology and findings are benchmarked against Iran's national water demand guidelines (Standard 117-3 first revision). Results show that the 117-3's estimates are systematically Overestimated. On the other hand, the RBF-GA model outperforms both standalone RBF and the 117-3 approach in case of RMSE and R² accuracy measures. Projections indicate that mid-term (2022–2036) climate change will raise daily water demand by an average of 60.462 m³/day under SSP2-4.5 scenario and 61.768 m³/day under SSP5-8.5 scenario respectively. These projections exceed even the overstated estimations of 117-3's approach.
Cite this article: Sharghi, A., Komasi, M. (2025). Projection of Urban Water Demand Considering Climate Change Conditions Using a Machine Learning Approach (Case Study: Borujerd City, Iran), <i>Iranian Journal of Soil and Water Research</i>, 56 (10), 2907-2928. https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394093.669928 © The Author(s). Publisher: University of Tehran Press. DOI: https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394093.669928	



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Access to drinking water is a critical societal need. Inadequate water supply planning has led to irreversible consequences, including mass migration to cities and socioeconomic crises. Hundreds of Iranian villages have already been abandoned due to water scarcity, as shown by Bastani (2016), who linked droughts to the depopulation of 14 villages in Darab County. Current water demand estimates rely on Publication 117-3, a mandatory national standard for water infrastructure projects. However, the first revision of this guideline ignores climate change effect, risking inaccurate projections.

Publication 117-3 calculates water demand using fixed tables based on population, climate zones, and geology, but its static approach fails to account for climatic shifts. Studies (e.g., Khalifeh et al., 2013; Yazdi et al., 2016) reveal its limitations, such as underestimating peak demand coefficients by 27.3 percent (Moradi Sabzehkouhi et al., 2014). Traditional methods also require extensive data collection, which is costly and impractical for large cities. Machine learning (ML) offers a solution by processing complex variables without predefined biases. For example:

Tabesh et al. (2015) used artificial neural networks (ANNs) to predict water demand.

Chen et al. (2017) employed random forests with historical consumption data.

Koutrou et al. (2008) applied ANNs for mid-term urban water forecasts.

Yet, most prior studies treated water demand as a function of population or past usage, neglecting temperature's indirect effects. Recent work (Sharghi et al., 2024) shows that even weakly correlated variables (e.g., temperature) improve machine learning model accuracy in ground water fluctuation modelling, if participated. Few studies (e.g., Lin et al., 2019; Rafsanjani & Haghghat, 2020) have integrated older climate models (CMIP5/RCPs) to project water demand.

Research Gap & Innovation

This study addresses two gaps:

Most prior work uses outdated CMIP5 climate models; we employ CMIP6/SSP scenarios for higher accuracy.

Hybrid ML models (e.g., RBF-GA) remain underexplored for urban water forecasting.

By combining these innovations, the study provides actionable insights for cost-efficient water resource allocation. Overestimation (Publication 117-3) wastes funds, while underestimation triggers water crises. Comparing RBF-GA outputs with traditional methods will quantify these biases and support evidence-based policy updates.

This study aims to project urban water demand in Borujerd City, Iran, moving beyond conventional observational methods by incorporating climate change impacts. Particularly the indirect influence of rising temperatures on consumption patterns. It also evaluates the performance of the proposed model against traditional water estimation methods (Publication 117-3), highlighting how climate change significantly alters long-term projections and underscores the need to revise outdated approaches.

Method

1. Study Area

Location: Borujerd City (33°54'N, 48°45'E), Iran; area: 2,642 km²; elevation: 1,600 m.

Climate: Mediterranean based on Publication 117-3, with cold winters and dry summers.

Population: 326,452 (2016 census); growth rate: 2.35 percent.

2. Data Sources & Variables

Water Consumption data were extracted from Borujerd's Water Authority consist of Monthly data (m³/month) from (2003-2022), using subscriber counts (vs. total population) for higher correlation with usage.

Climate Data:

Historical data include Maximum temperature data from Borujerd Synoptic Station (<https://data.irimo.ir>). Future Projections were obtained using CMIP6 outputs (ACCESS-ESM1-5 model, SSP2-4.5/SSP5-8.5 scenarios).

3. Climate Modeling

This study utilizes CMIP6 model to incorporate future temperature fluctuations in machine learning algorithm. CMIP6 models Improved radiative forcing calculations vs. CMIP5, integrating socioeconomic factors (SSPs). However, raw GCM outputs have coarse resolution. Therefore, this study applies LARS-WG downscaling technique to convert coarse GCM outputs to local-scale projections

4. Machine Learning Model (RBF-GA)

This study utilizes a hybrid machine learning algorithm consist of a Radial Basis Function coupled whit Genetic Algorithm (RBF-GA) to learn the complex relation between climate variables and water consumption.

The architecture of RBF consists of input layer (temperature, subscriber count), hidden layer (Gaussian radial basis functions), output layer (linear). Training and test data were divided 80 percent and 20 percent respectively. Main limitations of RBF are constant radius of Gussian functions and hard to find optimum amount of hyperparameters. GA Integration enhance the performance of model in many ways it helps incorporate a variety of radiuses and finding the optimum set of hyperparameters. It also helps to avoid manual trial and error to fined optimum hyperparameters.

5. Population Estimation

Publication 117-3 use a traditional method of geometric growth. But population Estimation for future projections were obtained using (MATLAB) exponential curve fitting generate monthly subscriber projections (2022–2037).

6. Water Demand Forecasting

The research methodology is structured as follows: First, temperature variations in the study area under climate change conditions for the period 2022–2037 are projected using statistical downscaling under SSP scenarios. Subsequently, the machine learning model is trained and optimized using observational data, with the training dataset comprising 80 percent of the total observed data. This dataset includes two input variables monthly maximum temperature, the number of subscribers and the target vector, which is the urban water consumption in Borujerd. The machine learning model, RBF-GA, establishes a function between these two variables (temperature and population) to predict urban water consumption.

Results

1. Temperature Projection Results

The downscaled temperature projections indicate a clear increase in maximum temperatures in the mid-term future (2022–2036) under both SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. This upward trend is evident in the monthly averages. Based on the results, the annual mean temperature is expected to rise by 1.1°C and 1.43°C under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, respectively.

2. Comparative Performance of the Hybrid RBF-GA and Standard RBF Models

The hybrid RBF-GA model outperformed the standard RBF model in validation accuracy, which suffered from overfitting despite strong training performance. RBF-GA's genetic algorithm optimizes neuron selection through iterative evaluation of unseen data, improving predictive stability. While the standard model produced erratic results, the hybrid approach maintained alignment with observational trends and minimized deviations, demonstrating its suitability for robust long-term forecasting under climate change scenarios.

3. Comparative Analysis of RBF-GA Outputs and Publication 117-3 Methodology

The RBF-GA model outperformed Publication 117-3 in estimating water demand, achieving markedly lower RMSE (824 vs. 11,779 m³/day). While Publication 117-3's overestimations provide safety margins, they lack precision for near-term climate-adaptive planning. RBF-GA projections for 2036 under SSP scenarios exceed the publication's estimates, reflecting escalating climate-driven demand. The study concludes that Publication 117-3's static framework is inadequate for short-term water resource management under climate change, advocating for adaptive machine learning approaches to enhance accuracy while maintaining operational safeguards.

Conclusions

This study underscores the necessity of climate-adaptive strategies in water resource management, leveraging downscaled CMIP6 data and a hybrid RBF-GA model to project future demand. The model outperformed conventional methods, revealing Publication 117-3's limitations in addressing climate-induced demand increases. A proposed global warming coefficient could enhance traditional standards, aligning safety margins with dynamic climatic realities.

Author Contributions

Ali Sharghi: Investigation, Formal analysis, Software, Writing- Original draft, Visualization

Mehdi Komasi: Data curation, Conceptualization, Methodology, Validation, Reviewing and Editing final draft.

Data Availability Statement

Datasets of GCMs outputs related to this article can be found at <https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6/>



(accessed 21 December 2024), powered by [ESGF and COG], hosted by [Lawrence Livermore National Laboratory, Department of Energy].

Datasets of the synoptic station of Silakhor can be found at <https://data.irimo.ir/> (accessed 21 December 2024), Iran Meteorological Organization (IRIMO).

LARS WG weather simulator model can be downloaded at <https://www.rothamsted.ac.uk/> (accessed 21 December 2024).

Ethical considerations

The study was approved by the Ethics Committee of the Samimnoor <https://www.samimnoor.ir/> The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

برآورد آینده مصرف آب شهری تحت شرایط تغییر اقلیم با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین (مطالعه موردی: شهرستان بروجرد)

علی شرقی^۱ | مهدی کماسی^۲^۱. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آیت الله بروجردی، بروجرد، ایران، رایانامه: alisharghi_paper@abru.ac.ir^۲. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آیت الله بروجردی، بروجرد، ایران، رایانامه: komasi@abru.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۲/۵

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۷/۲۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۸/۶

تاریخ انتشار: دی ۱۴۰۴

واژه‌های کلیدی:

پیش‌نمایی،

تغییر اقلیم،

جنگل تصادفی،

الگوریتم تلفیقی،

CMIP6

به دلیل اقلیم خشک سرزمین ایران، تأمین و مدیریت منابع آب برای مصارف شهری از دیرباز جزو چالش‌های اساسی برای سازمان‌هایی همچون آب‌وفاضلاب و آب منطقه‌ای بوده است. با افزایش فزاینده هزینه تأمین آب، نیاز شدیدی به برآورد هر چه دقیق‌تر نیاز آبی در کشور ایران حس می‌شود. تغییر اقلیم با افزایش دما تأثیری غیرمستقیم روی مصرف آب می‌گذارد. در نتیجه پیش‌بینی مصرف آب شهری صرفاً از روی روندهای قبلی غیرقابل اطمینان خواهد بود. در این پژوهش با در نظر گرفتن جدیدترین سناریوهای تغییر اقلیم SSP متغیرهای آب‌وهوایی تحت شرایط تغییر اقلیم پیش‌نمایی شد و سعی بر این شد که با استفاده از آنها آینده مصرف آب شهری برای مطالعه موردی شهرستان بروجرد مدل‌سازی شود. به منظور یافتن همبستگی میان متغیرها و مصرف آب شهری از الگوریتم یادگیری ماشین RBF-GA استفاده شده است. عملکرد این مدل به وسیله سنج‌های آماری RMSE و R^2 در مقابل مدل پایه RBF سنجیده شد. نتایج نشان از عملکرد قوی‌تر مدل تلفیقی RBF-GA داشت. همچنین روش‌شناسی و یافته‌ها با رویکرد ارایه شده در بازنگری اول نشریه ۳-۱۱۷ مقایسه و تحلیل شدند. نتایج نشان داد که خروجی‌های نشریه ۳-۱۱۷ در دوره مشاهداتی دارای بیش‌برآورد هستند. در نتیجه، RBF-GA توانست عملکرد بهتری نسبت به RBF و رویکرد نشریه ۳-۱۱۷ در بخش صحت‌سنجی داشته باشد. طبق پیش‌نمایی‌های مدل RBF-GA، در آینده نزدیک (۱۴۰۱-۱۴۱۵)، تغییرات اقلیمی تقاضای آب را به مقدار متوسط ۶۰۴۶۲ و ۶۱۷۶۸ مترمکعب در شبانه روز به ترتیب تحت سناریوهای اقلیمی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 خواهد رساند. این پیش‌نمایی‌ها مقادیر بیشتری نسبت به بیش‌برآوردهای نشریه ۳-۱۱۷ به خود می‌گیرد.

استناد: شرقی، علی، کماسی، مهدی، (۱۴۰۴). برآورد آینده مصرف آب شهری تحت شرایط تغییر اقلیم با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین (مطالعه موردی: شهرستان بروجرد)، *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۶ (۱۰)، ۲۹۲۸-۲۹۰۷. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394093.669928>



© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2025.394093.669928>

مقدمه

یکی از حیاتی‌ترین نیازهای هر جامعه آب آشامیدنی مناسب است. عدم توانایی ادارات و سازمان‌ها برای تأمین نیاز آب شرب یک شهر یا روستا، تبعات جبران‌نشده‌ای را به جا می‌گذارد و در نهایت باعث مهاجرت‌های گسترده به کلان‌شهرها و مشکلات اجتماعی اقتصادی بسیاری می‌شود. یکی از دلایل معضل کم‌آبی در سال‌های اخیر، برآوردهای کم‌دقت از نیاز آبی مردم یک منطقه در پایان دوره طرح است. تا کنون صدها شهر و روستای کوچک در سراسر ایران به دلیل کم‌آبی متروک شده‌اند. به عنوان مثال، طی سال‌های ۱۳۷۴ الی ۱۳۹۰ از مجموع ۱۴۱ روستای دارای ۱۴ روستا به طور کامل تخلیه شده و ۳۲ روستا نیز در معرض تخلیه شدن قرار داشتند (بستانی، ۱۳۹۵). طبیعتاً تعداد روستاهای تخلیه شده در کل ایران بسیار بالاتر خواهد بود. همچنین احتمال گسترش این معضل به شهرستان‌ها و شهرهای دیگر وجود دارد. لذا، پیش‌بینی نیاز آبی یک منطقه و اختصاص منابع درخور برای تأمین آن اهمیت انکارنشده‌ای دارد. در حال حاضر مرجع تمام پیمانکاران، مؤسسات و شرکت‌های تأمین آب برای تخمین نیاز آبی و جمعیت نشریه ۱۱۷-۳ دفتر مهندسی و معیارهای فنی آب و آبفا با عنوان "ضوابط طراحی سامانه‌های انتقال و توزیع آب شهری و روستایی" است. به استناد ماده ۶ آیین‌نامه استانداردهای اجرایی طرح‌های عمرانی تمام مشاوران، دستگاه‌های اجرایی و پیمانکاران موظف به رعایت ضوابط این آیین‌نامه در اجرای طرح‌های خود هستند.

روش ارائه شده توسط نشریه ۱۱۷-۳ شامل تقسیم‌بندی مصارف، اقلیم‌ها، جمعیت‌ها و خصوصیات زمین‌شناسی و ارائه جدول‌های مختلف برای محاسبه مصرف و جمعیت منطقه است. اما در بازنگری اول این نشریه تأثیر غیر مستقیم تغییر اقلیم و افزایش دما بر مصرف آب دیده نشده است. در زمینه بررسی نشریه ۱۱۷-۳ سمساریزدی و همکاران (۱۳۹۵) اینگونه بیان کردند که نسخه اولیه نشریه ۱۱۷-۳ نسبت به بازنگری اول جزئیات بیشتری برای مصرف خانگی در نظر گرفته است. ایشان همچنین با استفاده از روش نمونه‌گیری از منابع آب عمومی شهر اردکان و توزیع پرسشنامه اقدام به تخمین سرانه مصرف آب شرب در این شهر کردند. در پژوهش انجام شده توسط مرادی سبزه کوهی و همکاران (۱۳۹۳) به منظور محاسبه ضریب حداکثر تقاضا، جریان سنج‌های دیجیتالی در مسیر لوله‌های ورودی جریان قرار داده شد. نتایج نشان داد که ضریب حداکثر پیشنهادی استاندارد ۱۱۷-۳، به مقدار ۲۷٫۳ درصد کمتر از ضریب واقعی بوده است. بررسی مطالعات پیشین نشان داد که دستیابی به تخمین دقیق از آینده مصرف آب شهری نیازمند گردآوری طیف وسیعی از داده‌ها است (Moghaddam et al. 2025; Eggimann et al. 2017). همچنین، انجام مشاهدات میدانی و توزیع پرسشنامه در شهرهای بزرگ بسیار دشوار و هزینه‌بر خواهد بود. لذا، کارشناسان و محققان ناچارند بکوشند تا با داده‌های موجود به بهترین عملکرد دست پیدا کنند. در این شرایط الگوریتم‌های یادگیری ماشین بسیار مفید واقع می‌شوند. زیرا در فرایند یادگیری باتوجه به نوسانات بردار هدف به متغیرها وزن می‌دهند. مزیت دیگر این الگوریتم‌ها این است که پس از یادگیری مدل آموزش داده شده قابل تعمیم است؛ و اکنون با هر ورودی دیگری قابل اجراست. تابش و همکاران (۱۳۹۳) اقدام به پیش‌بینی بلندمدت سرانه آب مصرفی با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین شبکه عصبی مصنوعی کردند. در این مطالعه به منظور آموزش مدل، سری‌های زمانی پیشین سرانه آب مصرفی را با تاخیرهای زمانی بهینه شده‌ای به مدل معرفی کردند. (Chen et al. 2017). صرفاً با استفاده از سری‌های زمانی پیشین مصرف آب اقدام به ایجاد یک مدل جنگل تصادفی به منظور پیش‌بینی مصرف آب شهری کردند. (Cutore et al. 2008). با به کارگیری یکی از زیرشاخه‌های شبکه عصبی مصنوعی به نام الگوریتم SCEM و استفاده از داده‌های مصرف آب به عنوان ورودی اقدام به پیش‌بینی میان مدت مصرف آب شهری کرد. در بیشتر مطالعات قبلی مصرف آب را بیشتر تابعی از جمعیت و سری‌های زمانی پیشین سرانه مصرف می‌دانستند تا تابعی از دما (Donkor et al., 2014). اما تفکیک این دو متغیر و کنار گذاشتن یکی به دلیل اهمیت کمتر، غیر منطقی است؛ زیرا این دو متغیر می‌توانند بر هم تأثیر بگذارند. تغییر اقلیم و گرمایش جهانی می‌تواند باعث مهاجرت مردم مناطق گرمسیر به مناطق سردسیر تر بشود. همچنین متغیرهایی همچون دما و بارندگی به طور غیر مستقیم بر میزان مصرف آب مردم یک منطقه تأثیر می‌گذارد. بر اساس پژوهش (Sharghi et al. 2025)، حتی متغیرهای دارای اهمیت کم و تأثیر غیر مستقیم مانند دما، در صورت شرکت داده شدن در محاسبات الگوریتم یادگیری می‌تواند تا حد زیادی در بهبود عملکرد مدل در برآورد سطح آب‌های زیرزمینی تأثیر گذار باشند. تا کنون پژوهش‌های کمی درباره تعیین تأثیر تغییر اقلیم بر مصرف آب شهری انجام شده از جمله: (Lin et al. 2019)، با استفاده از مدل SWAT و ورودی‌های هواشناسی تحت سناریوهای واداشت تابشی RCP^۱ شاخص تخلیه آب را برای کشور تایوان مدلسازی و پیش‌بینی کردند. ایشان به این نتیجه رسیدند که شاخص مصرف آب

شهری WDI^۱ بیشترین کاهش نسبت به دوره مشاهداتی را تحت سناریوی RCP8.5 داشته است. (Rasifaghihi and Haghighat, 2020) ، با دسترسی به آمار مصرف روزانه آب و استفاده از روش آماری بیزین توانستند نیاز آبی منطقه مورد مطالعه را در آینده میان مدت پیش‌بینی کنند. ایشان از پروژه مقایسه مدل‌های جفت شده CMIP5^۲ تحت سناریوهای RCP استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که سری زمانی مصرف آب فصلی به مقدار زیادی از دما و بارندگی تأثیر می‌گیرد.

تا کنون اغلب مطالعات انجام شده در زمینه پیش‌بینی مصرف آب شهری و تغییر اقلیم با استفاده از مدل‌های گردش عمومی جو^۳ GCM قدیمی‌تر CMIP5 انجام شده و به خروجی‌های مدل‌های CMIP6 (نعمتی و همکاران، ۱۴۰۲) تحت سناریوهای مشترک اجتماعی اقتصادی SSP^۴ کمتر پرداخته شده است. همچنین به بررسی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین تلفیقی همچون شبکه عصبی تابع شعاعی تلفیق شده با الگوریتم ژنتیک^۵ RBF-GA در شبیه‌سازی مصرف آب شهری توجه کمتری شده است. از معدود پژوهش‌هایی که بر روی الگوریتم‌های تلفیقی انجام شده می‌توان به (علیائی و همکاران، ۱۳۹۸؛ احمدپور و همکاران، ۱۳۹۹؛ گرمه و حسینی، ۱۳۹۴ اشاره کرد. پژوهش حاضر در نظر دارد تا با به‌کارگیری این نوآوری اقدام به پیش‌بینی مصرف آب شهری بروجرد تحت شرایط تغییر اقلیم کند. جنبه کاربردی این پژوهش، در کاهش هزینه‌های تأمین نیاز آبی، با تعیین هرچه دقیق‌تر مقدار نیاز آبی است. با وقوع خشکسالی‌های مستمر تأمین نیاز آبی برای یک منطقه روزبه‌روز سخت‌تر و هزینه‌برتر خواهد شد. این افزایش در هزینه‌ها، منطقه مورد مطالعه را نیازمند برآورد هرچه دقیق‌تر مصرف آب آینده می‌کند. انجام یک برآورد دارای بیش‌برازش^۶ هزینه‌ها را به‌شدت افزایش می‌دهد و انجام یک برآورد کم‌برازش مردم منطقه را با بحران کم‌آبی مواجه می‌کند. مقایسه خروجی‌های یک مدل تلفیقی با دقت بالا با روش ارائه شده توسط نشریه ۳-۱۱۷ کمک می‌کند بیش‌برازش یا کم‌برازش بودن برآوردهای نشریه ۳-۱۱۷ (بازنگری اول) برای افق طرح مشخص شود.

روش‌شناسی پژوهش

منطقه مورد مطالعه

شهرستان بروجرد در مختصات جغرافیایی ۳۳ درجه و ۵۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۴۵ دقیقه طول شرقی واقع شده است. این شهرستان دارای مساحتی حدود ۲۶۴۲ کیلومتر مربع و متوسط ارتفاع آن از سطح دریا ۱۶۰۰ متر است. شکل (۱) مختصات جغرافیایی و توپوگرافی منطقه را نشان می‌دهد. این شهرستان دارای آب و هوای کوهستانی با زمستان‌های سرد و تابستان‌های خشک است. شهر بروجرد با میانگین مجموع بارندگی ۴۲۸ میلیمتر در سال و میانگین دمای ۱۶ درجه‌ی سلیسیوس بر اساس شاخص آمبرژه^۷ و دمارتن^۸ (Mabrouki et al., 2019) جزو مناطق مدیترانه‌ای با آب و هوای نیمه خشک سرد محسوب می‌شود. طبق سرشماری سال ۱۳۹۵ این شهرستان دارای جمعیت ۳۲۶۴۵۲ نفر است. نرخ رشد جمعیت در این شهرستان ۲/۳۵ درصد و دارای تراکم جمعیت ۶۵۵۸ نفر بر کیلومتر مربع می‌باشد. مشخصات جمعیتی این شهرستان از سرشماری‌ها و شهرداری استعلام و در جدول (۱) نمایش داده شده است.

جدول ۱- مشخصات جمعیتی شهرستان بروجرد.

سال سرشماری	۱۴۰۰	۱۳۹۵	۱۳۹۰	۱۳۸۵	۱۳۷۵	۱۳۷۰	۱۳۶۵	۱۳۵۵	۱۳۴۵	۱۳۳۵
جمعیت کل	۳۳۳۵۰۰	۳۲۶۴۵۲	۳۲۴۹۴۷	۳۲۰۶۵۴	۳۲۴۵۴۷	۳۰۱۰۱۶	۱۸۳۸۸۰	۱۰۱۳۴۰	۷۱۴۸۰	۵۰۰۰۰
جمعیت ساکنین شهر	۲۵۳۲۰۰	۲۴۷۸۵۰	۲۴۱۱۵۳	۱۸۲۷۱۰	۱۷۰۴۸۰	۱۵۲۶۰۰	۱۳۹۶۰۰	۷۶۰۲۸	۵۵،۳۴۰	۳۸۰۰۰

تشریح داده‌ها

سازوکار برآورد سرانه مصرف در نشریه ۳-۱۱۷ بر اساس جمعیت کل است. اما در این پژوهش تصمیم گرفته شد که به‌جای استفاده از جمعیت بروجرد به‌عنوان متغیر مصرف‌کننده آب، از تعداد مشترکین آب و فاضلاب استفاده شود. زیرا اطلاعات جمعیت کل شهر صرفاً در هر سرشماری به روز می‌شود لذا با عدم قطعیت بیشتری همراه است (Stockwell, 1973). اما اطلاعات تعداد مشترکین هر ماه به روز می‌شود.

1 Water Depletion Index (WDI)

2 Coupled Model Intercomparison Project (CMIP)

3 General Circulation Model (GCM)

4 Shared Socioeconomic Pathway (SSP)

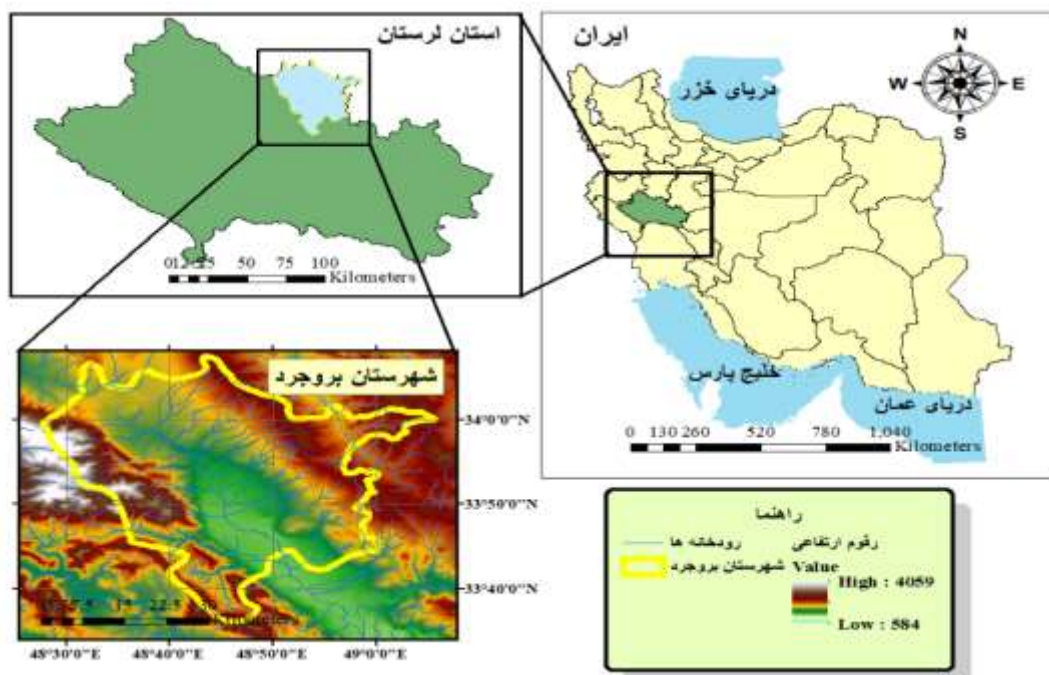
5 Radial basis function (RBF) - Genetic Algorithm (GA)

6 Overestimation

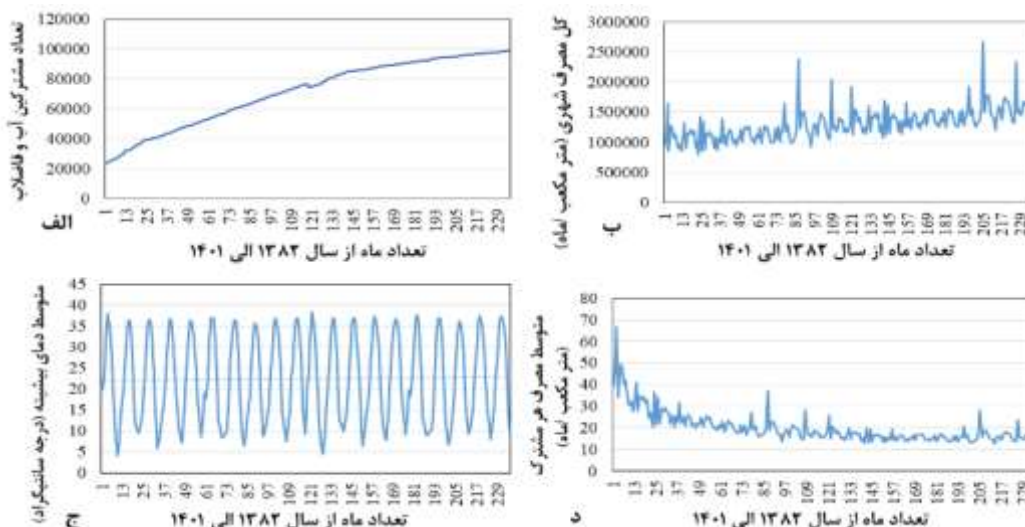
7 Emberger

8 De Martonne

در نتیجه به صورت طبیعی همبستگی بیشتری با مصرف آب دارد. مصرف ماهانه آب کل شهر بر حسب متر مکعب بر ماه در (شکل ۲ب) نمایش داده شده است. آمار تعداد مشترکین از سال ۱۳۸۲ الی ۱۴۰۱ در (شکل ۲الف) نشان داده شده است. داده‌های دمای بیشینه دوره مشاهداتی از ایستگاه سینوپتیک بروجرد و از درگاه (<https://data.irimo.ir>) دریافت شد (شکل ۲ج). تحلیل نمودارها نشان می‌دهد با توجه به پیشرفت و بهبود سیستم لوله‌کشی، کاهش پرت آب و افزایش جمعیت، متوسط مصرف هر مشترک روند کاهشی داشته (شکل ۲د). داده‌های مربوط به تغییر اقلیم ابتدا از سایت رسمی CMIP6 با عنوان (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6>) برای پیکسل مربوط به شهرستان بروجرد از مدل ACCESS-ESM1-5 دانلود شد. سپس با استفاده از نرم‌افزار LARS-WG تولید سناریو و ریزمقیاس‌نمایی شد.



شکل ۱- موقعیت مکانی، توپوگرافی و منابع آب سطحی شهرستان بروجرد.



شکل ۲- (الف) نمودار تعداد مشترکین آب و فاضلاب شهرستان بروجرد از سال ۱۳۸۲ الی ۱۴۰۱. (ب) نمودار مصرف آب شهری بر حسب متر مکعب بر ماه (ج) متوسط ماهانه دمای بیشینه ایستگاه سینوپتیک بروجرد بر حسب درجه سانتیگراد. (د) متوسط مصرف به ازای هر مشترک بر حسب متر مکعب بر ماه.

تغییر اقلیم و مدل‌های گردش عمومی جو

پروژه جفت سازی مدل CMIP، شبیه‌سازی‌های GCM را تحت شرایط مرزی یکسان، یکپارچه می‌کند. این یکپارچگی، پایگاه داده استاندارد را برای دانشمندان اقلیمی فراهم می‌آورد که تجزیه تحلیل و مقایسه خروجی مدل‌ها را آسان تر می‌سازد (Covey et al., 2003). در CMIP6، تمرکز بر کاهش بارهای عملیاتی و محاسباتی تغییر اقلیم است. (Eyring et al., 2016) همچنین کاستی‌های مشاهده شده در شبیه‌سازی‌های مدل‌های قبلی برطرف شده، به طور دقیق افزایش واداشت تابشی ناشی از عوامل خارجی مختلف مانند گازهای گلخانه‌ای و ذرات معلق سولفات که در CMIP5 وجود نداشتند را محاسبه می‌کند (et al., 2017 Stouffer). مدل‌های CMIP6 پیش‌نمایی‌های خود را با در نظر گرفتن سناریوهای SSP محاسبه و اجرا می‌کنند. سناریوهای SSP عوامل اقتصادی-اجتماعی: توسعه پایدار، سیاست‌های تغییر کاربری اراضی و پویایی جمعیت را در نظر می‌گیرند (Yang and Cui 2019). در این تحقیق، دو سناریوی انتشار، SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای پیش‌بینی اثرات پدیده‌های اقلیمی بر دما و مصرف آب شهری در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. سناریوهای SSP2 و SSP5 به منظور نمایش دو خط سیر مجزا و با سیاست‌های متفاوت انتخاب شدند. SSP2 نزدیک‌ترین نمایش روندهای فعلی در نظر گرفته می‌شود که امکان مقایسه دیگر سناریوها با خط سیر فعلی را فراهم می‌آورد. در حالی که، سناریوی SSP5 برای پیش‌بینی آینده‌ای با انتشار بالای گازهای گلخانه‌ای انتخاب شد، زیرا تولیدکنندگان اصلی گازهای گلخانه‌ای همچون کشور آمریکا در حال خروج از توافق پاریس هستند. اعدادی که پس از SSP آورده می‌شوند نشان‌دهنده خصوصیات هر سناریو هستند. SSP2 میانه‌روی را پیشنهاد می‌نماید. تکنولوژی و جامعه با سرعت متوسطی توسعه می‌یابند، راهبردهای اقتصادی تفاوت اندکی با زمان کنونی خواهند داشت. اما اصول توسعه پایدار توسط اکثر کشورها رعایت می‌شود. سناریو SSP2، آینده‌ای را توصیف می‌کند که بر اساس روندهای جاری ادامه می‌یابد. همچنین پیش‌نمایی‌ها با در نظر گرفتن رشد اقتصادی متوسط، توسعه فناوری و آگاهی‌های محیط زیستی انجام می‌شود. SSP5، که به عنوان مسیر مبتنی بر توسعه سوخت‌های فسیلی نیز شناخته می‌شود، آینده‌ای را ترسیم می‌کند که در آن جهان به سمت رشدی سریع و متکی بر سرمایه‌گذاری در سوخت‌های فسیلی و توسعه اقتصادی مبتنی بر انرژی پیش می‌رود. در این سناریو، چالش‌های کاهش تغییرات آب‌وهوایی نادیده گرفته می‌شوند، چرا که اولویت اصلی بر دستیابی به رفاه اقتصادی متمرکز است. این مسیر منجر به انتشار بسیار بالای گازهای گلخانه‌ای و افزایش شدید تقاضا برای انرژی می‌شود (IPCC, 2022). این سناریوها با سناریوهای RCP جفت شده‌اند. به عنوان مثال، SSP2-4.5 با سناریوی RCP4.5 مطابقت دارد که نمایانگر W/m^2 واداشت تابشی تا سال ۲۱۰۰ است (Meinshausen et al., 2020 ; O'Neill et al., 2017 ; Riahi et al., 2017). جزئیات بیشتر در جدول (۲) ارائه شده است. به منظور پیش‌نمایی دما از خروجی‌های مدل ACCESS-ESM1-5 استفاده شد. این مدل توسط کشور استرالیا توسعه داده شده و دارای وضوح ۲۵۰ کیلومتر در خشکی و ۱۰۰ کیلومتر در اقیانوس‌ها می‌باشد.

جدول ۲- میزان واداشت تابشی، غلظت دی‌اکسید کربن و مقدار افزایش دمای پیش‌نمایی شده در افق ۲۱۰۰ تحت

سناریوهای SSP (Meinshausen et al., 2020).

سناریو SSP	واداشت تابشی هدف W/m^2	غلظت دی‌اکسید کربن ppm (۲۰۳۰)	غلظت دی‌اکسید کربن ppm (۲۰۷۵)	افزایش دما پیش‌نمایی شده $^{\circ}C$ (۲۱۰۰)
SSP2-4.5	۴/۵	۴۴۴/۵	۵۷۵/۵	۲/۵
SSP5-8.5	۸/۵	۴۵۷/۳	۸۰۱/۷	۴/۵

ریز مقیاس‌نمایی و پیش‌نمایی افزایش دما

ریز مقیاس‌نمایی فرایندی است که خروجی‌های پریشیده و با وضوح کم را به وضوح‌های بهتر تبدیل می‌کند. این فرایند تجزیه و تحلیل اثرات کلی اقلیمی را بر مناطق کوچک‌تر ممکن می‌سازد. دو نوع روش ریز مقیاس‌نمایی وجود دارد: آماری و دینامیکی (Xu & Yang, 2012) در روش کاهش مقیاس آماری رابطه بین متغیرهای اقلیمی در مقیاس‌های فضایی کوچک و الگوهای جوی بزرگ‌تری که توسط GCMها تولید می‌شوند، به شیوه آماری تعیین می‌شود (Bates et al., 2000). LARS-WG، یک نرم‌افزار تولید اطلاعات آب‌وهوایی آماری است که برای شبیه‌سازی داده‌های هواشناسی در یک مکان خاص تحت شرایط اقلیمی حال و آینده استفاده می‌شود. LARS-WG، امکان تولید سناریوهای مطلوب را فراهم می‌کند که شامل محاسبه فاکتور تغییر می‌شود. فاکتور تغییر تفاوت‌های آماری اقلیم بین دوره‌های آینده و تاریخی را برای هر سلول شبکه محاسبه می‌کند که در رابطه ۱ نمایش داده شده.

$$\Delta = A_{T_f} - A_{T_hist}$$

(رابطه ۱)

در اینجا، Δ فاکتور تغییر است، A_{T_hist} میانگین دمای ماهانه شبیه‌سازی شده توسط مدل‌های GCM برای یک دوره تاریخی است، و A_{T_f} میانگین دمای ماهانه پیش‌بینی شده توسط مدل‌های GCM برای آینده تحت سناریوهای مختلف است. به دلیل استفاده از این رویکرد، پیش‌نمایی‌های LARS-WG انحراف مدل‌های GCM را ندارند. زیرا، انحرافات ناشی از اجرا شبیه‌سازی‌های کامپیوتری GCM در دوره تاریخی (پایه) با پیش‌بینی‌های آینده یکسان است. بنابراین، انحرافات بی‌اثر خواهند بود (Semenov and Stratonovitch, 2015). با این حال، این فرضیه تنها زمانی معتبر است که انحرافات GCM در طول زمان ثابت باشند (Maurer et al., 2013).

مبانی الگوریتم شبکه عصبی شعاعی

نحوه عملکرد مدل RBF به این صورت است که ابتدا همبستگی بین نقطه داده ورودی و چندین مرکز نرون از پیش تعیین شده را با استفاده از یک تابع پایه شعاعی (مانند گاوسی) محاسبه کرده و سپس خروجی نهایی را به عنوان ترکیبی خطی از این مقادیر همبستگی تولید می‌کند. در ساختارهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی، به ازای هر ورودی منحصربه‌فرد، یک تابع با عنوان تابع فعال‌سازی برای محاسبه خروجی هر گره استفاده می‌شود. در الگوریتم RBF تابع فعال‌سازی استفاده شده توسط نرون از نوع توابع شعاعی گاوسی هست. از RBF در مسائل برازش منحنی، تحلیل سری‌های زمانی، مسائل کلاس‌بندی و خوشه‌بندی داده‌ها و کنترل سیستم‌ها استفاده می‌شود. RBF دارای سه لایه است: لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی (شکل ۳). در لایه اول ورودی‌ها در یافت می‌شوند. در لایه دوم که لایه مخفی است، فاصله اقلیدسی داده‌های آموزش با مراکز منحنی گاوسی آن نرون اندازه‌گیری می‌شود، سپس این فاصله وارد تابع شعاعی می‌شود و نمره‌ای بین صفر و یک دریافت می‌کند. بر اساس این نمره به نرون مورد نظر وزن و حق دخالت در خروجی را داده می‌شود. لایه سوم یک تابع خطی است که با تنظیم یک ضریب خطی انحراف (بایاس) نهایی نرون‌ها را خنثی می‌کند (Levesley, 2004). اگر بردار ورودی با R نشان داده شود که شامل متغیرها X و بردار هدف Y باشد، خروجی RBF را می‌توان به صورت رابطه ۲ بیان کرد.

$$f(x) = \sum_{j=1}^n W_j \phi(||x - C_j||) \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن n نماینده تعداد نرون‌های لایه مخفی، W_j نماینده وزن خطی در لایه سوم، ϕ تابع شعاعی گاوسی است که مقدار آن از رابطه ۳ محاسبه می‌شود.

$$\phi(u) = e^{-u^2} \quad \text{رابطه ۳}$$

C_j مراکز نرون‌ها را نشان می‌دهد. $||x - C_j||$ نشان‌دهنده فاصله اقلیدسی داده آموزش از مرکز نرون می‌باشد که از رابطه ۴ به دست می‌آید. اگر فرض کنیم که تعداد نرون‌ها برابر تعداد داده‌ها باشد.

$$||x - C_j|| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - c_j)^2} \quad \text{رابطه ۴}$$

رویکردهای متفاوتی در تعیین مراکز نرون‌ها وجود دارد برای مثال برخی معتقدند که در مسائل رگرسیونی انتخاب تصادفی آنها نتیجه بهتری ایجاد می‌کند. اما در مسائل کلاس‌بندی از روش‌های خوشه‌بندی هم استفاده می‌شود. در روش‌های مرسوم دامنه تابع شعاعی ثابت فرض می‌شود. استفاده از توابع پایه شعاعی این امکان را به الگوریتم می‌دهد که در مسائل پیچیده که تفکیک خطی امکان‌پذیر نیست ورودی‌ها را به صورت شعاعی تفکیک کند. آموزش وزن‌های خطی در این الگوریتم بر اساس روند نمای شکل ۳ دنبال می‌شود. اگر در ماتریس نهایی وزن‌های هر نرون را با W و ماتریس نهایی خروجی توابع شعاعی را با ϕ نمایش دهیم رابطه ۵ واقع می‌شود.

$$\hat{Y} = W\phi \quad \text{رابطه ۵}$$

که در این رابطه ماتریس ϕ مقادیر معلومی دارد؛ زیرا مراکز نرون‌ها C_j ها از پیش مشخص شده و به جای X_j ها متغیرهای بردار آموزش قرار داده شده. همچنین به جای $\hat{Y}$ می‌توان مقادیر بردار هدف را قرار داد. آنگاه با فرض معکوس پذیر بودن ماتریس ϕ می‌توان رابطه ۶ را برای یافتن تنها مجهول این رابطه یعنی ماتریس وزن‌های خطی W، تعریف کرد.

$$W = \phi^{-1}Y \quad \text{رابطه ۶}$$

طی فرایند آموزش با اضافه شدن هر نرون دقت مدل با استفاده از شاخص RMSE (رابطه ۷) اندازه‌گیری می‌شود و با مقدار پیش‌فرض goal مقایسه می‌شود. اگر دقت به goal برسد الگوریتم فرایند آموزش متوقف می‌شود. در این پژوهش به منظور محاسبه عملکرد مدل از

سنجه RMSE (رابطه ۷) و ضریب تعیین استفاده شد.

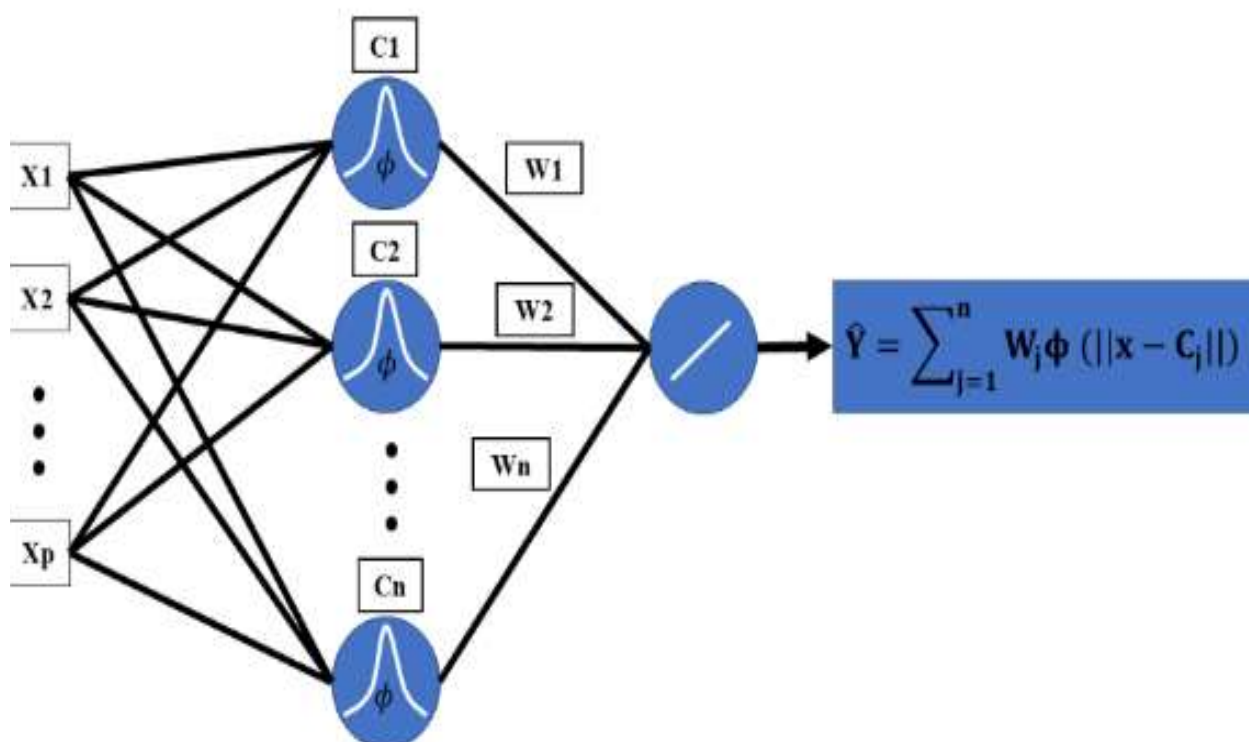
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}{n}} \quad \text{(رابطه ۷)}$$

که در این رابطه y_j ها مقادیر واقعی بردار هدف و $\hat{y}_j$ مقادیر پیش‌بینی شده توسط وزن‌های آموزش دیده می‌باشد. الگوریتم RBF دارای ۴ هاپیرپارامتر است.

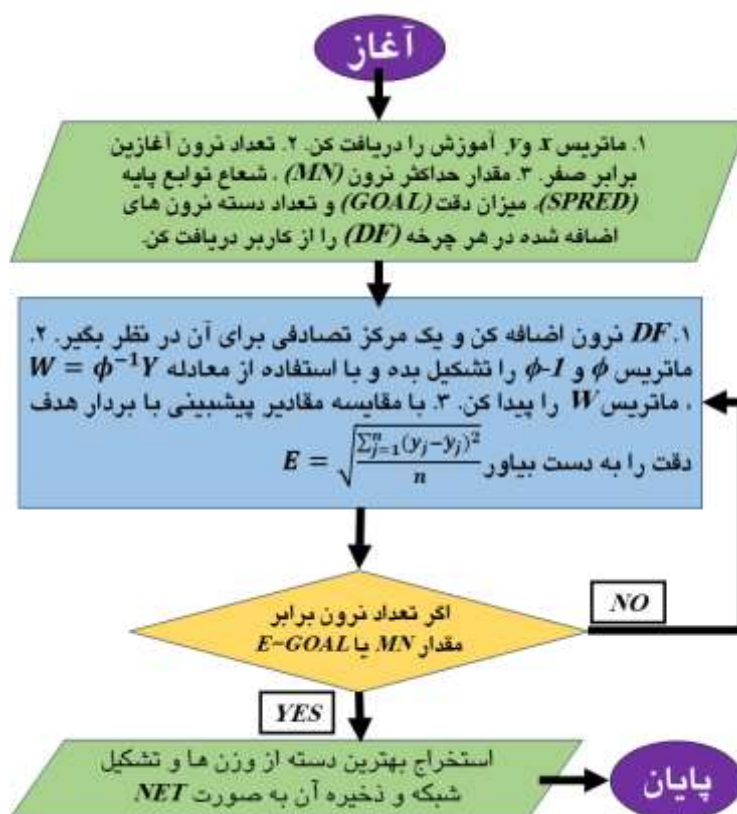
عملکردهای هاپیرپارامترها در این الگوریتم به این گونه است که با تغییر پیکربندی نرون‌های RBF، کنترل کیفیت فرایند آموزش را انجام می‌دهند. برخلاف پارامترها، هاپیرپارامترها مقادیر خود را از داده‌ها یاد نمی‌گیرند؛ بنابراین، قبل از آموزش مدل، نیاز است که کاربر آن‌ها را مشخص کند. در این حالت، الگوریتم‌های تکامل محور مانند الگوریتم ژنتیک می‌تواند با سرعت بیشتری و به صورت هدفمند هاپیرپارامترهای بهینه را پیدا کنند. در جدول (۳) هاپیرپارامترهای شبکه RBF و مقادیر پیش فرض آنها توضیح داده شده. در شکل (۴) می‌توان نحوه تأثیر گذاری هر یک از هاپیرپارامترها بر فرایند آموزش شبکه RBF را مشاهده کرد.

جدول ۳- مقادیر پیش‌فرض هر یک از هاپیر پارامترها

هایپر پارامترها	توضیحات	مقادیر پیش فرض
GOAL	هدف و دقت مورد نظر مدل.	+ / + + + ۱
MN	بیشینه تعداد نرون در لایه مخفی.	۱۰۰۰
DF	تعداد نرون‌های اضافه شده در هر چرخه.	۱
SPRED	جداشدگی که نماینده‌ای برای شعاع توابع شعاعی می‌باشد.	۱



شکل ۳- نمایی از معماری لایه‌های شبکه RBF و لایه‌های مخفی.



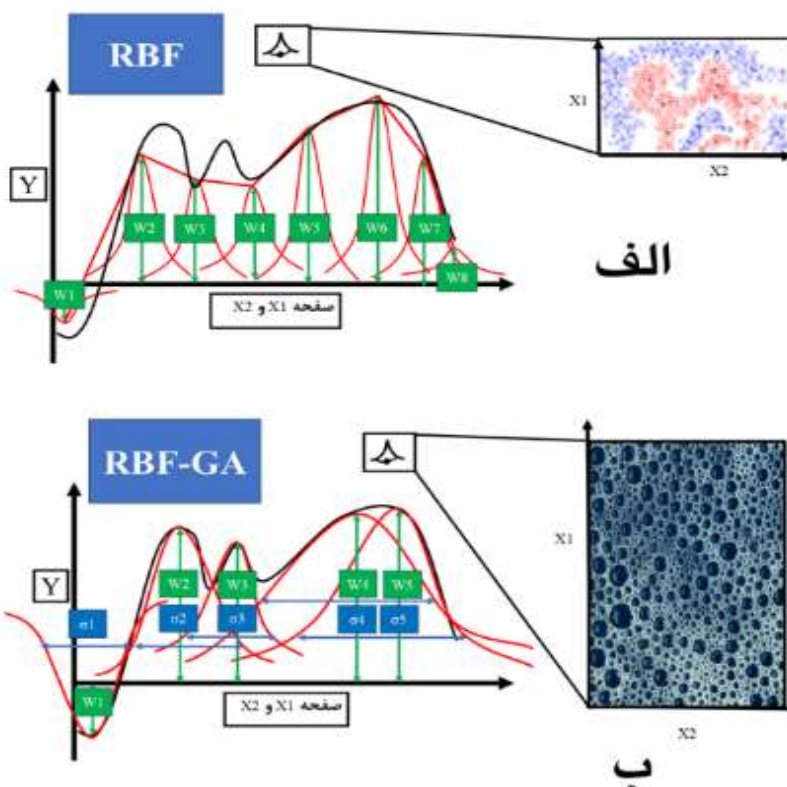
شکل ۴- روند نمایی از نحوه تعیین وزن های بهینه توسط الگوریتم RBF.

الگوریتم تلفیقی شبکه عصبی شعاعی و ژنتیک

شبکه RBF با اعمال توابع شعاعی و باتوجه به دامنه و شعاع توابع تأثیر محلی بر داده های اطراف خود می گذارد تا برآورد آنها را به مقادیر بردار هدف نزدیک تر کند. در نسخه مرسوم RBF این شعاع ها توسط کاربر مشخص شده. در نتیجه در طول اجرای کد ثابت در نظر گرفته می شود. همچنین تعداد نرون ها عموماً برابر با تعداد داده های ورودی در نظر گرفته می شود. هر الگوریتم RBF دارای چهار پارامتر است که در جدول (۳) توضیح داده شده اند. این هایپر پارامترها به هم وابسته هستند. برای مثال اگر برای spread مقادیری زیادی فرض شود ممکن است چندین نرون با هم هم پوشانی پیدا کنند و مقادیر مشابهی به دست آورند و دقت مدل کاهش پیدا کند. در این صورت نیاز است که تعداد نرون ها به تناسب کاهش پیدا کند. در نتیجه حتی با فرض ثابت بودن spread برای هر نرون پیدا کردن مقادیر بهینه این هایپر پارامترها نیازمند انجام آزمون و خطاهای بسیار است.

این مشکل با تلفیق دو الگوریتم RBF و GA بر طرف می شود. الگوریتم ژنتیک به روش جستجو بر اساس قوانین ژنتیک و انتخاب طبیعی عمل می کند. بدین صورت که در ابتدا یک جمعیت تصادفی به وجود می آید. این جمعیت بر اساس توانایی خود در کاهش خطای مدل، شانس تکثیر و بقا دریافت می کنند. در نتیجه پس از گذشت چند چرخه خود به خود جمعیت برتر مشخص می شود. جزئیات بیشتر درباره اصول عملکرد الگوریتم ژنتیک در مقاله Holland, (1975) یاد شده است. در مدل تلفیقی RBF-GA، الگوریتم ژنتیک هر دسته از نرون ها را مانند فرزندان که از لحاظ ژنتیکی منحصربه فرد هستند پرورش می دهد. هر دسته از نرون ها ممکن است دارای هایپر پارامترهای منحصربه فرد خود باشند. به این معنا که هر دسته از نرون ها دارای مرکز نرون، شعاع و حتی تعداد جمعیت متفاوت هستند. در هر چرخه از الگوریتم RBF (شکل ۴) خروجی ها در قالب پذیر جدید به الگوریتم GA معرفی می شوند. سپس این الگوریتم با تحلیل تغییرات در عملکرد مدل بهترین دسته از هایپر پارامترها را شناسایی می کند و هایپر پارامترهای بعدی را در نزدیکی هایپر پارامترهای برتر تولید می کند. حال در چرخه بعدی RBF با هایپر پارامترهای برتر اجرا می شود. بدین وسیله از آزمون و خطا کردن و امتحان تمامی حالت های ممکن که بسیار زمان بر خواهد بود، جلوگیری می شود و هایپر پارامترهای بهینه در یک جستجوی هدفمند پیدا می شوند. این چرخه آن قدر ادامه پیدا می کند که مدل RBF به هدف خود برسد. اعمال الگوریتم تلفیقی GA می تواند به حل مسئله با تعداد نرون های کمتر و دقت بالاتر کمک کند. مقایسه دو

شکل (الف و ب) به وضوح تفاوت میان دو روش مرسوم و تلفیقی را در حل مسائل رگرسیون و تخمین منحنی نشان می‌دهد. موضوع پژوهش حاضر به خوبی در شکل (ب) نمود پیدا می‌کند؛ زیرا همانند شکل (الف) در این مسئله هم دو متغیر دما (x_1) و جمعیت (x_2) تعیین‌کننده‌های اصلی مصرف آب شهری در نظر گرفته می‌شوند.



شکل ۵- (الف) نحوه عملکرد مدل RBF در حل مسائل رگرسیونی (ب) نحوه عملکرد مدل RBF-GA در حل مسائل رگرسیونی (Bishop and Nasrabadi, 2006)

برآورد جمعیت

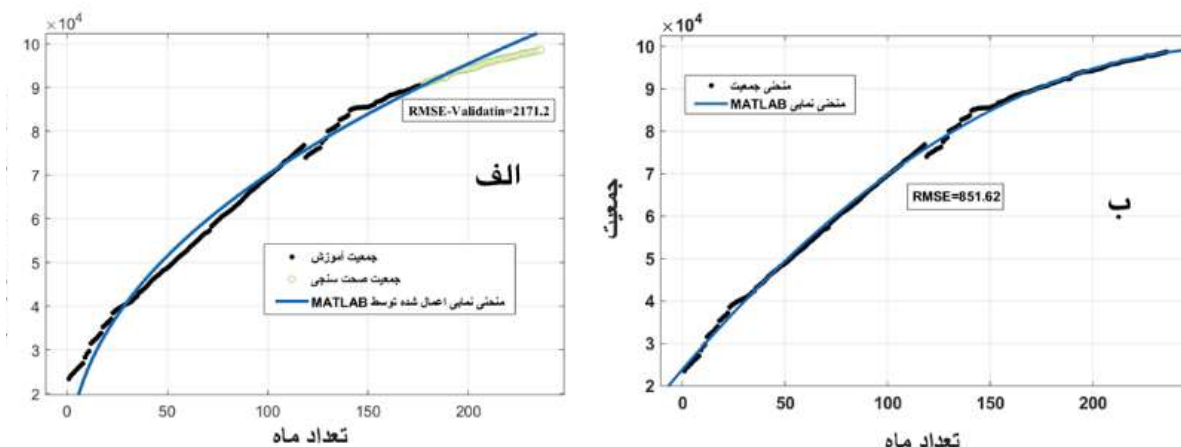
به منظور استفاده از نشریه ۱۱۷-۳ برای برآورد مصرف آب شهری می‌بایست ابتدا جمعیت دوره طرح تخمین زده شود، این نشریه در پیوست ۲ روابطی را برای تخمین جمعیت دوره طرح پیشنهاد می‌دهد. در این پژوهش از داده‌های جدول (۱) و روش هندسی رابطه ۸، ۹ و ۱۰ برای تخمین جمعیت دوره طرح استفاده شده است.

$$P_n = P_0(1 + R)^n \quad \text{رابطه ۸}$$

$$R = \left(\text{Antilog} \frac{A}{n} \right) - 1 \quad \text{رابطه ۹}$$

$$A = \log \frac{P_2}{P_1} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

که در آن P_1 و P_2 جمعیت دو سرشماری آخر، P_0 جمعیت کل در ابتدای دوره و P_n جمعیت کل در انتهای دوره n ساله. یکی از کاستی‌های این روش عدم توانایی در ایجاد داده‌های ماهانه است. اما در روش مبتنی بر مدل RBF-GA به منظور برآورد ماهانه تعداد مشترکین آب و فاضلاب از قابلیت تخمین منحنی نرم افزار MATLAB استفاده شد. پس از امتحان کردن انواع منحنی‌ها از جمله گوسی، سینوسی، شعاعی، نمایی و چندجمله‌ای بهترین روش به کمک مقایسه خطای RMSE آن‌ها شناسایی شد (شکل الف). پس از شناسایی منحنی نمایی به عنوان بهترین منحنی و به منظور برآورد دقیق‌تر این بار از کل داده‌ها برای تشکیل منحنی استفاده شد (شکل ب) و با استفاده از رابطه منحنی تعداد مشترکین ماهیانه از سال ۱۴۰۱ تا ۱۴۱۶ محاسبه شد.

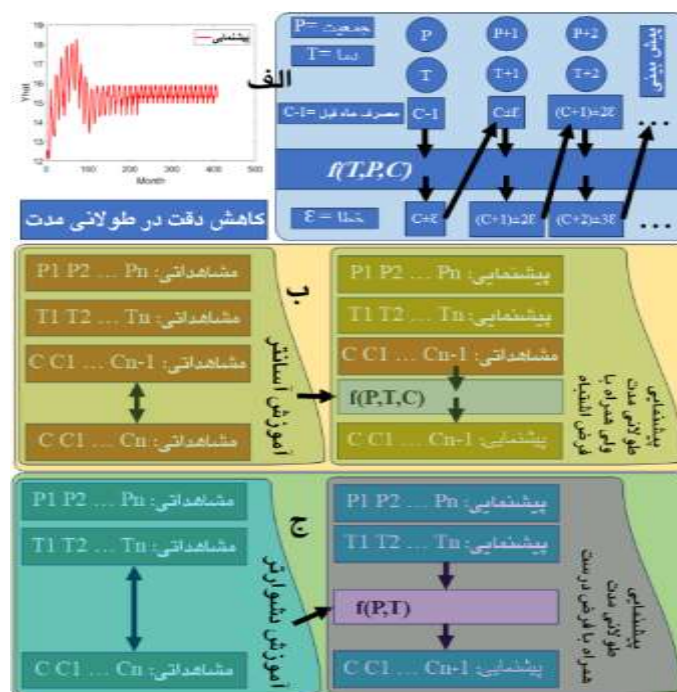


شکل ۶- (الف) آموزش MATLAB برای یافتن بهترین نوع منحنی (ب) تنظیم منحنی منتخب بر کل داده‌ها به منظور تخمین دقیق‌تر.

نحوه پیش‌بینی میان‌مدت مصرف آب شهری تحت شرایط تغییر اقلیم

روش پژوهش به این شرح است که ابتدا تغییرات دمای منطقه مورد مطالعه تحت شرایط تغییر اقلیم برای بازه ۱۴۰۱ تا ۱۴۱۶ به روش ریزمقیاس‌نمایی آماری تحت سناریوهای SSP پیش‌نمایی می‌شود. سپس مدل یادگیری ماشین با داده‌های مشاهداتی آموزش و بهینه‌سازی می‌شود. داده‌های آموزش شامل ۸۰ درصد کل داده‌های مشاهداتی می‌باشد. این داده‌ها شامل دو متغیر تعداد مشترکین و دمای بیشینه ماهانه و بردار هدف مقدار مصرف آب شهر بروجد برحسب میلیون متر مکعب هست. در این بین، مدل یادگیری ماشین RBF-GA تابعی از دو متغیر دما و جمعیت ایجاد می‌کند که خروجی آن میزان مصرف آب شهری است. حال مدل آموزش داده‌شده آماده‌ی اجرای دوباره است. ولی در این مرحله به جای داده‌های مشاهداتی از داده‌های تأثیر گرفته از تغییر اقلیم استفاده شده‌است. این رویکرد به مدل توانایی پیش‌نمایی مصرف آب شهری تأثیر گرفته از گرمایش جهانی و تغییر اقلیم را می‌دهد.

یکی از تمایزهای پژوهش حاضر این است که متغیرهای ورودی (ماتریس X) فقط شامل جمعیت و دما است و از شرکت‌دادن زمان تأخیرهای بردار هدف در ورودی‌ها خودداری شده‌است. شرکت‌دادن بخشی از بردار هدف یا زمان تأخیرهای آن در ورودی‌ها می‌تواند عملکرد مدل یادگیری ماشین را افزایش دهد؛ زیرا مدل می‌تواند روند تغییرات بردار هدف را به طور مستقل یاد بگیرد و در محاسبات لحاظ کند. استفاده از این رویکرد دقت بالایی به پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت می‌دهد و در مواردی همچون بازارهای مالی کاربرد زیادی دارد. اما توانایی پیش‌بینی‌های طولانی‌مدت را از مدل می‌گیرد. برای مثال فرض کنیم یک مدل یادگیری ماشین که در مقیاس ماهانه آموزش دیده، داده‌های زیر را به عنوان آخرین ورودی دریافت کند: دمای بیشینه در آبان ۱۴۰۲، تعداد مشترکین در آبان ۱۴۰۲ و میزان مصرف آب در مهر ۱۴۰۲. در این مثال می‌توان گفت داده بردار هدف (مصرف آب شهری) با یک ماه زمان تأخیر در ورودی‌ها اعمال شده‌اند. در صورت واقع شدن این شرایط، مدل عملاً فقط توانایی پیش‌بینی مقدار مصرف آب شهری در آبان ۱۴۰۲ دارد؛ زیرا برای محاسبه میزان مصرف در آذر ۱۴۰۲ به مقدار میزان مصرف ماه قبل نیازمند است. در اینجا ممکن است سؤال پیش بیاید که چرا نمی‌توان از خروجی مدل که میزان مصرف در آبان ۱۴۰۲ است برای ورودی بعدی استفاده کرد. در این شرایط به دلیل جمع تجمعی خطاها، جای‌گذاری زنجیره‌ای خروجی مدل در ورودی پس از چند چرخه با خطای چشمگیری مواجه می‌شود (شکل ۷ الف). رویکرد دیگر این است که با فرض بر ثابت بودن مصرف، بردار هدف برای بخش پیش‌بینی عیناً تکرار شود تا فقط حساسیت خروجی به دما و جمعیت اندازه‌گیری شود (شکل ۷ ب). اما طبیعتاً فرض بر ثابت بودن بردار هدف عدم قطعیت بالایی را وارد محاسبات می‌کند. در نتیجه بهترین روش برای پیش‌بینی‌های میان‌مدت و طولانی‌مدت مصرف آب این است که مدل یادگیری ماشین را به نحوی آموزش دهیم که فقط با اتکا بر متغیرهای مستقل از بردار هدف عمل کند (شکل ۷ ج). این رویکرد ممکن است در آموزش خطای بیشتری داشته باشد؛ اما توانایی پیش‌نمایی‌های بلندمدت با قطعیت بیشتر به ما می‌دهد. در این بین استفاده از مدل‌های تلفیقی و پیدا کردن بهینه‌ترین‌های پیرامون‌ها می‌تواند این امکان را به مدل بدهد که حتی در این رویکرد خطا را به شدت کاهش بدهد. یکی از اهداف این پژوهش سنجیدن تأثیر اعمال مدل تلفیقی در بهبود عملکرد مدل RBF هست.



شکل ۷- سه رویکرد مرسوم در پیش‌بینی به وسیله الگوریتم‌های یادگیری ماشین. (الف) استفاده از زمان تاخیرهای متغیر پیش‌بینی شونده در ورودی‌ها و استفاده زنجیره ای از خروجی‌ها به‌عنوان ورودی جدید (ب) فرض بر ثابت بودن زمان تاخیرهای متغیر پیش‌بینی شونده (ج) استخراج متغیر پیش‌بینی شونده صرفاً با بهره‌گیری از متغیرهای غیر وابسته.

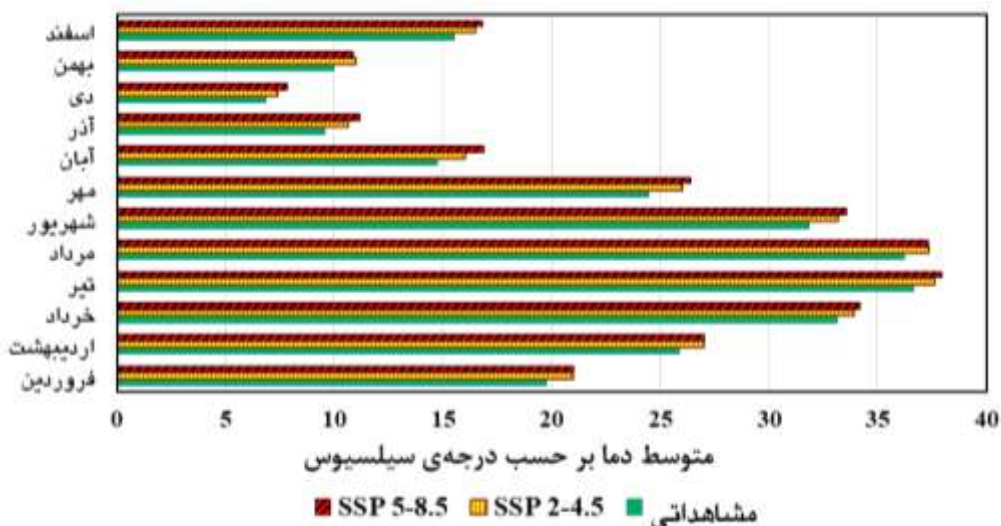
یافته‌های پژوهشی

نتایج پیش‌نمایی دما

در این مرحله از خروجی‌های مدل LARS-WG به‌عنوان متغیر دما تحت شرایط تغییر اقلیم استفاده شد. اعتبارسنجی مدل LARS-WG به‌وسیله مقایسه داده‌های مصنوعی تولید شده برای دوره مشاهداتی و سری‌های زمانی دریافت شده از ایستگاه سینوپتیک بروجرد انجام شد. برای این منظور اختلاف RMSE میان این متوسط ماهانه این دودسته از داده محاسبه شد و در جدول (۴) نمایش داده شد. در حالی که مدل LARS-WG خطای نسبتاً پایینی در شبیه‌سازی بیشینه دما ($RMSE = 0.7$ درجه سانتی‌گراد) نشان داد، شبیه‌سازی بارش ($0.81 = RMSE$ میلی‌متر) دارای دقت کمتری بود. شبیه‌سازی دما در ماه‌های گرم‌تر مانند ژوئن و برآوردهای بارش در فصل‌های دارای بارش شدید، مانند فصل بهار، از دقت کمتری برخوردار بودند. این اختلاف را می‌توان به نحوه عملکرد LARS-WG نسبت داد. این مدل با استفاده از داده‌های مشاهداتی تاریخی کالیبره می‌شود که دارای محدوده تغییرپذیری مشخصی هستند. درون این محدوده، مدل خروجی‌های قابل اطمینانی تولید می‌کند. با این حال، زمانی که مقادیر ورودی از مرزهای مجموعه داده آموزشی فراتر روند، دقت شبیه‌سازی‌ها کاهش می‌یابد. به عنوان مثال، با گرمایش جهانی که به بروز دماهای بی‌سابقه منجر می‌شود، احتمال اینکه داده‌های ورودی خارج از محدوده مشاهدات اولیه قرار گیرند، بیشتر می‌شود. این مسئله به‌ویژه در ماه‌های دارای گرمای شدید یا بارش سنگین مشهود است. پژوهش‌های پیشین نیز اکثراً بر این موضوع توافق دارند که عملکرد LARS-WG در شبیه‌سازی داده‌های دمای بیشینه و دمای کمینه قابل قبول بوده است. اما در شبیه‌سازی بارش عموماً دچار خطا می‌شود (Semenov (2008)؛ آبایی و همکاران ۱۳۹۰؛ خلیلی و همکاران ۱۳۹۱؛ سلاجقه و همکاران ۱۳۹۶؛ بهاروند و همکاران ۱۳۹۸). در پژوهش انجام شده توسط Semenov (2008) که خود از توسعه دهندگان این مدل بوده، نتایج صحت‌سنجی نشان داد که داده‌های تولید شده در بازه قطعیت ۹۵ درصد داده‌های مشاهداتی قرار می‌گیرند. اما در زمینه بارندگی توصیه شده نمایه‌های حداکثری مانند بارندگی‌های سیل آسا استخراج شوند. نتایج پیش‌نمایی‌های ریزمقیاس شده دما نشان‌دهنده افزایش بیشینه دما در آینده میان مدت (۱۴۰۱-۱۴۱۵) تحت هر دو سناریو SSP2.45 و SSP5-8.5 می‌باشد. این افزایش در تحلیل متوسط‌های ماهانه (شکل ۸) کاملاً مشهود است. بر اساس نتایج انتظار می‌رود متوسط دمای سالانه به ترتیب ۱/۱ و ۱/۴۳ درجه سانتیگراد تحت سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 افزایش یابد.

جدول ۴- نتایج صحت‌سنجی خروجی‌های مدل LARS-WG بر اساس سنجه آماری RMSE.

متوسط دی	آذر	آبان	مهر	شهریور	مرداد	تیر	خرداد	اردیبهشت	فروردین	اسفند	بهمن	ماه
۰/۸۱	۴/۶۲	۰/۰۶	۱/۹۱	۰/۴۶	۰/۸۸	۰/۳۱	۰/۳۰	۱۲/۳۹	۴/۹۵	۳/۹۵	۴/۲۴	۱/۹۸
۰/۲۰	۰/۰۹	۰/۲۱	۰/۰۸	۰/۰۶	۰/۰۱	۰/۰۴	۰/۰۳	۰/۱۷	۰/۱۳	۰/۰۱	۰/۱۳	متوسط دمای بیشینه (درجه سلسیوس)
۰/۲۴	۰/۰۶	۰/۳۲	۰/۰۱	۰/۰۴	۰/۰۶	۰/۱۲	۰/۰۲	۰/۰۸	۰/۰۸	۰/۰۱	۰/۳۱	متوسط دمای کمینه (درجه سلسیوس)

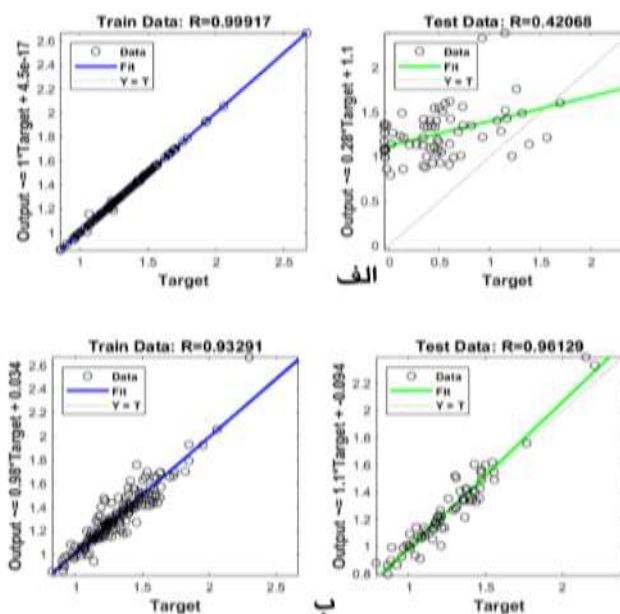


شکل ۸- پیش‌نمایی متوسط بیشینه دما به صورت ماهانه و مقایسه خروجی سناریوهای مختلف.

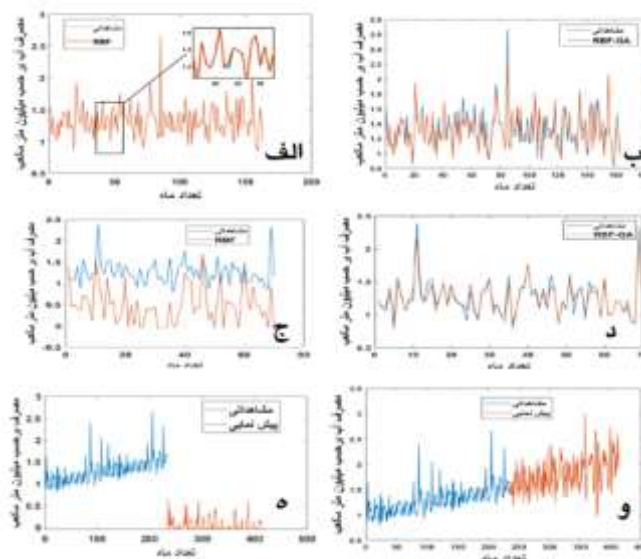
نتایج صحت‌سنجی مدل RBF-GA

به‌منظور انعکاس بهتر تأثیر مثبت اعمال الگوریتم تلفیقی، مقایسه عملکرد مدل RBF-GA با مدل غیرتلفیقی RBF به‌وسیله سنجه‌های آماری RMSE و R^2 انجام شده است. نتایج در شکل (۹ و ۱۰) ارائه شده است. با توجه به نتایج بخش آموزش در الگوریتم RBF باهایپرپارامترهای پیش فرض هم در آزمون همبستگی (شکل ۹ الف) و هم در تطبیق منحنی (شکل ۱۰ الف) با دقت بسیاری انجام شده. ولی عملکرد در بخش صحت‌سنجی به‌شدت پایین آمده (شکل ۱۰ ج). در مقابل نتایج تعیین عملکرد مدل RBF-GA نشان‌دهنده قابل قبول بودن عملکرد مدل در هر دو بخش آموزش (شکل ۹ ب و ۱۰ ب) و صحت‌سنجی (شکل ۱۰ د) بود. مقایسه مقادیر عددی خطا و ضریب همبستگی هر دو مدل در جدول (۵) نشان داده شده است. در آزمون ضریب همبستگی مقادیر نزدیک به ۱ نشانگر عملکرد خوب و در آزمون تطبیق منحنی خطای RMSE نزدیک به صفر نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول می‌باشد. همانطور که در نتایج نشان داده شد. در بخش عملکرد آموزشی، الگوریتم RBF برتری بیشتری نسبت به RBF-GA داشته است. اما در بخش صحت‌سنجی به‌وضوح عملکرد الگوریتم RBF نسبت به RBF-GA ضعیف تر بوده؛ که منجر به تولید پیش‌نمایی‌های پرت و با انحراف زیاد شده (شکل ۱۰ ه). در حالی که پیش‌نمایی‌های RBF-GA در عین منعکس کردن تأثیر تغییر اقلیم، هم راستای دوره مشاهداتی بودند (شکل ۱۰ و). دلیل عملکرد بهتر RBF-GA در بخش صحت‌سنجی، حلقه جستجوی ژنتیکی تلفیقی است. بدین‌صورت که ابتدا با به کارگیری عملگر اعتبارسنجی متقاطع ۱۰ لایه‌ای؛ در هر چرخه به صورت اتفاقی یک قسمت از ۱۰ قسمت بردار آموزش در آموزش دسته نرون‌ها شرکت داده نمی‌شود. سپس این قسمت غایب در انتهای چرخه به منظور صحت‌سنجی و یافتن هایپر پارامترهای بهینه استفاده می‌شود. در نتیجه عملکرد هر دسته نرون در هر چرخه با داده‌هایی که مدل تا کنون مشابه آنها را ندیده سنجیده می‌شوند. الگوریتم سپس میانگین خطا در بخش آموزش و صحت‌سنجی را به‌عنوان نمره آن جمعیت از نرون‌ها انتخاب می‌کند. این رویه برای دسته بعدی نرون‌ها آن قدر تکرار می‌شود که یک جمعیت قابل تکامل از مجموعه نرون‌ها به همراه نمره‌های آنها به وجود بیاید. آنگاه بخش اصلی الگوریتم ژنتیک فعال می‌شود و افراد برتر جمعیت با توجه به نمره شان شناسایی و متناسب با شایستگی خود شانس تکثیر پیدا می‌کنند. این نسل جدید داده‌ها (نرون‌هایی با خطای کمتر) در شبکه

RBF به کار برده می‌شوند تا خطا به حداقل خود برسد. در این رویکرد عملکرد مدل در هر دو وجه آموزش و صحت‌سنجی بهبود می‌یابد.



شکل ۹- (الف) نتایج آزمون همبستگی مدل RBF در بخش آموزش (سمت چپ) و صحت‌سنجی (سمت راست) (ب) نتایج آزمون همبستگی مدل RBF-GA در بخش آموزش (سمت چپ) و صحت‌سنجی (سمت راست)



شکل ۱۰- نتایج عملکرد آموزش و صحت‌سنجی مدل RBF و RBF-GA در غالب تطبیق منحنی. (الف) عملکرد آموزش مدل RBF (ب) عملکرد آموزش مدل RBF-GA (ج) عملکرد صحت‌سنجی مدل RBF (د) عملکرد صحت‌سنجی مدل RBF-GA (ه) پیش‌بینی مدل RBF (و) پیش‌بینی مدل RBF-GA در مقایسه با دوره مشاهداتی

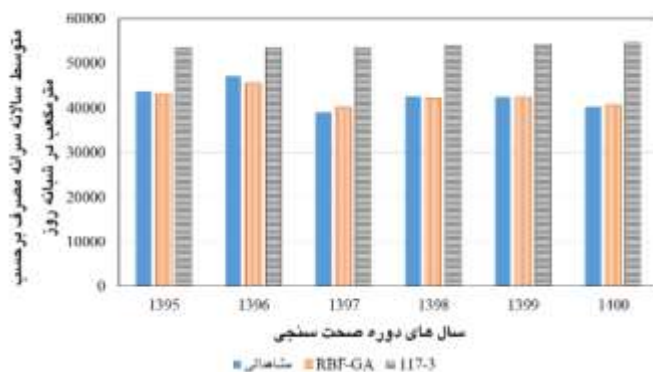
جدول ۵- مقایسه عملکرد دو مدل RBF و RBF-GA و مقایسه‌های پیرامون آنها.

مدل	ضریب همبستگی R^2	خطای RMSE	های پیرامون آنها
RBF	آموزش ۰/۹۹۹	۰/۰۰۹	$\backslash DF =$ SPRED=۱ MN=۱۰۰۰ GOAL=۰/۰۰۰۱
	صحت‌سنجی ۰/۴۲۱	۰/۸۷۱	
RBF-GA	آموزش ۰/۹۳۳	۰/۰۸۸۱	DF=۷۹ SPRED=۹۲ MN=۱۷۲۴ GOAL=۰/۰۰۰۱
	صحت‌سنجی ۰/۹۶	۰/۰۸۱۶	

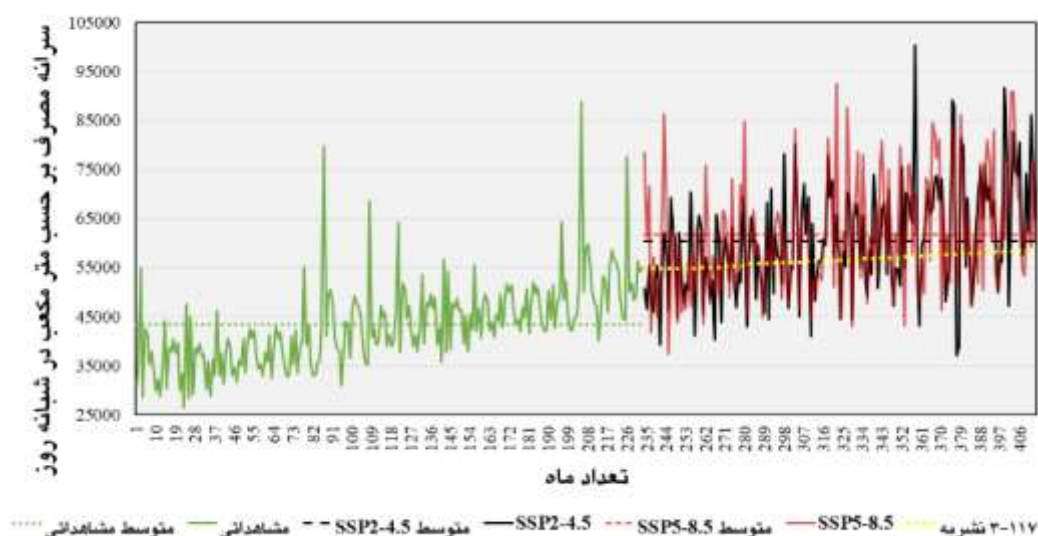
بحث

بحث مقایسه خروجی‌های RBF-GA با روش مرسوم نشریه ۳-۱۱۷

مقایسه خروجی‌های روش نشریه ۳-۱۱۷ و رویکرد استفاده از مدل RBF-GA کمک می‌کند تا دید بهتری نسبت به برآوردهای نشریه ۳-۱۱۷ ایجاد شود. به منظور ارزیابی عملکرد روش نشریه ۳-۱۱۷ برآورد میزان مصرف آب در این روش را با آمار ارائه شده توسط آب و فاضلاب بروجرد مقایسه شد. به علت عدم توانایی روش در تولید داده‌های ماهانه، ارزیابی‌ها در قالب متوسط سالانه انجام می‌شود. در این صحت‌سنجی فرض بر آن شده که مقادیر مصرف آب ۱۳۹۶-۱۴۰۱ مجهول است و توسط روش پیشنهادی نشریه ۳-۱۱۷ برآورد می‌شود. سپس مقدار آن با مقدار واقعی مصرف در این دوره و پیش‌نمایی‌های مدل RBF-GA مقایسه می‌شود. خطای RMSE متوسط‌های سالانه مدل RBF-GA با مقادیر مشاهداتی محاسبه و با خطای نظیر روش نشریه مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل RBF-GA با خطای RMSE ۸۲۴، متر مکعب در شبانه روز به مراتب عملکرد بهتری نسبت به روش نشریه ۳-۱۱۷ با خطای RMSE ۱۱۷۷۹، متر مکعب در شبانه روز داشته‌است. مقایسه نتایج تعیین عملکرد مدل RBF-GA در مقابل روش نشریه ۳-۱۱۷ در شکل (۱۱) نشان داده شده. همانطور که در شکل (۱۱) مشهود است برآوردهای نشریه دارای بیش‌برازش بوده و مقادیری بیشتر از نیاز مصرفی نشان داده. با این حال این موضوع ایرادی بر نشریه وارد نمی‌کند. زیرا برآوردهای دارای بیش‌برازش حاشیه امنی برای مواقع اضطراری و افزایش پیش‌بینی نشده نیاز به آب ایجاد می‌کند. اما کافی بودن این بیش‌برازش برای تامین نیازهای روبه افزایش تاثیر گرفته از تغییر اقلیم نیازمند تحلیل و بررسی است. در شکل (۱۲) پیش‌نمایی‌های مدل RBF-GA را برای افق ۱۴۱۵ تحت سناریوهای اقلیمی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در کنار مقادیر مشاهداتی مصرف آب ترسیم شده است. همچنین مقدار برآوردهای نشریه ۳-۱۱۷ به صورت سالانه با نقطه چین زرد در کنار پیش‌نمایی‌های مدل RBF-GA نمایش داده شده. همانطور که در شکل مشهود است در نهایت متوسط مصرف پیش‌نمایی شده توسط مدل RBF-GA از برآوردهای نشریه پیشی می‌گیرد. یکی از علت‌های این پدیده تفاوت در رویکردها هست. در روش مبتنی بر یادگیری ماشین، مدل RBF با داده دمای تاثیر گرفته از گرمایش جهانی تغذیه می‌شود. اما در روش ارایه شده در بازنگری اول نشریه ۳-۱۱۷ وضعیت آب و هوایی در آغاز و پایان دوره طرح ثابت فرض شده است. مقادیر پیش‌نمایی شده برای افق ۱۴۱۵ تحت سناریوهای اقلیمی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب ۶۰۴۶۲ و ۶۱۷۶۸ مترمکعب در شبانه روز است. در حالی که بیشینه برآورد روش نشریه ۳-۱۱۷ برای سال ۱۴۱۵ برابر ۵۸۵۲۷ مترمکعب در شبانه روز بوده است. در پاسخ سوال مطرح شده می‌توان اینگونه بیان کرد که؛ با اتکا به عملکرد بهتر مدل RBF-GA در مقابل دیگر مدل‌ها و روش‌ها می‌توان فرض کرد که پیش‌نمایی‌های این مدل با مقداری اختلاف نماینده تغییرات مصرف آب شهری در آینده تحت شرایط گرمایش جهانی است. باتوجه به اختلاف چشمگیری که برآوردهای نشریه ۳-۱۱۷ با پیش‌نمایی‌ها داشته می‌توان اینگونه استدلال کرد که استفاده از روش نشریه ۳-۱۱۷ با ضرایب و جداول کنونی نمی‌تواند تخمین دقیقی از آینده نیاز آبی یک منطقه به خصوص در آینده کوتاه مدت و شرایط تغییر اقلیم به استفاده کننده از آن بدهد.



شکل ۱۱- برآوردهای سرانه مصرف در غالب سالانه، مقایسه نتایج نشریه ۳-۱۱۷ و مدل RBF-GA در مقابل داده‌های مشاهداتی در دوره صحت‌سنجی.



شکل ۱۲- سرانه مصرف آب شهری بر حسب متر مکعب در شبانه روز از سال ۱۳۸۲-۱۴۰۱ و پیش‌نمایی سرانه مصرف آب شهری تحت شرایط تغییر اقلیم در بازه ۱۴۰۱-۱۴۱۵.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

امروزه اجرای پروژه‌های وسیع بدون در نظر گرفتن تبعات تغییر اقلیم می‌تواند خسارات جبران‌ناپذیری را به پروژه تحمیل کند. یکی از این پروژه‌های حیاتی تأمین آب برای شهرها و شهرستان‌ها می‌باشد. به دلیل اهمیت موضوع آب هر گونه برنامه‌ریزی در این زمینه می‌بایست بلندمدت باشد و در برنامه‌ریزی‌های بلندمدت تغییر اقلیم نقش بیشتری پیدا می‌کند. در این پژوهش به منظور منعکس کردن نقش تغییر اقلیم از خروجی‌های به‌روزترین مدل‌های CMIP6 استفاده شد. همچنین چالش پایین بودن وضوح این مدل‌ها با انجام عملیات ریزمقیاس‌نمایی و بومی‌سازی سناریوهای اقلیمی برطرف شد. در ادامه با به‌کارگیری مدل تلفیقی RBF-GA اقدام به پیش‌نمایی سرانه مصرف آب بروجرد در افق ۱۴۱۵ شده است. نتایج صحت‌سنجی مدل تلفیقی نشان‌دهنده عملکرد برتر این مدل نسبت به مدل ساده RBF و رویکرد نشریه ۱۱۷-۳ بود. نتایج همچنین نشان‌دهنده تأثیر بالای بهینه‌سازی‌های پارامترها در بهبود عملکرد مدل است. مقایسه پیش‌نمایی‌های مدل RBF-GA و نشریه ۱۱۷-۳ نشان داد که با وجود برآوردهای دارای بیش‌برازش این نشریه در دوره مشاهداتی و صحت‌سنجی، در آینده میان‌مدت مقادیر کمتری نسبت به مدل RBF-GA نشان می‌دهد. پیشنهاد می‌شود ضریبی با عنوان ضریب گرمایش جهانی به نشریه ۱۱۷-۳ اضافه شود. تلاش برای یافتن مقدار بهینه این ضریب اصلاحی می‌تواند راه را برای پژوهش‌های نوآورانه‌ای باز کند. همچنین در بازنگری دوم نشریه ۱۱۷-۳ که به‌تازگی منتشر شده روش جدیدی برای ارزیابی نیاز آبی شهر و روستا ارائه شده. پیشنهاد می‌شود که چالش بحث شده در این پژوهش درباره روش جدید نیز مطرح شود.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

منابع

- آبابایی، بهنام؛ میرزایی، فرهاد و سهرابی، تیمور. (۱۳۹۰). ارزیابی عملکرد مدل LARS-WG در ۱۲ ایستگاه ساحلی ایران. *مجله پژوهش آب ایران*، ۲۲۲-۲۱۷.
- احمدپور، عباس؛ میرهاشمی، سیدحسین و حقیقت‌جو، پرویز. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل‌های کلاسیک و مدل مفهومی IHACRES و مدل هیبریدی ANN-ARMA در شبیه‌سازی و پیش‌بینی جریان روزانه مارون. *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۱(۳)، ۷۲۷-۷۳۶.
- بستانی، علیرضا؛ نجف‌پور، بهرام و جوانی، خدیجه. (۱۳۹۵). تحلیلی بر اثرات خشکسالی در ناپایداری سکونتگاه‌های روستایی شهرستان داراب. *فصلنامه علمی برنامه‌ریزی منطقه‌ای*، ۲۱(۶)، ۱۵۵-۱۶۶.
- بهاروند، فرحناز؛ مساح‌بوانی، علیرضا؛ مهدوی، محمد؛ معتمدوزیری، بهارک و گودرزی، مسعود. (۱۳۹۸). آزمون توانمندی مدل LARS-WG برای بازتولید داده‌های روزانه اقلیمی کرمانشاه. *مجله علوم و مهندسی آب‌خیزداری ایران*، ۱۳(۴۵)، ۷۰-۷۶.



- تابش، مسعود، بهبودیان، صادق، و بیگی، سهیلا. (۱۳۹۳). پیش‌بینی بلندمدت تقاضای آب شرب (مطالعه موردی: شهر نیشابور). *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۰ (۳)، ۱۴-۲۵.
- خلیلی اقدم، نبی؛ مساعدی، ابوالفضل؛ سلطانی، افشین و کامکار، بهنام. (۱۳۹۱). ارزیابی توانایی مدل LARS-WG در پیش‌بینی برخی از پارامترهای جوی سنج. *پژوهش‌های حفاظت آب و خاک (علوم کشاورزی و منابع طبیعی)*، ۱۹ (۴)، ۸۵-۱۰۲.
- سلاجقه، علی؛ رفیعی ساردویی، الهام؛ مقدم نیا، علیرضا؛ ملکیان، آرش؛ عراقی نژاد، شهاب؛ خلیقی سیگارودی، شهرام و صالح پورجم، امین. (۱۳۹۶). بررسی کارایی مدل‌های ریزمقیاس‌نمایی آماری LARS-WG و SDSM در شبیه‌سازی دما و بارش. *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۴۸ (۲)، ۲۶۲-۲۵۳.
- سمسار یزدی، علی اصغر؛ بقایی پور، مژگان و سمسار یزدی، محمد صالح. (۱۳۹۵). برآورد سرانه مصرف آب شرب: مطالعه موردی شهر اردکان. *علوم و مهندسی آب و فاضلاب*، ۱ (۱)، ۴-۱۰.
- علیانی، محمد صادق؛ باریکلو، علی و ثروتی، مسلم. (۱۳۹۸). ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی با تلفیق الگوریتم ژنتیک در برآورد سرعت نفوذ آب به خاک (مطالعه موردی: منطقه خداآفرین استان آذربایجان شرقی). *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۰ (۵)، ۱۱۲۷-۱۱۳۹.
- گرمه، رضا و فریدحسینی، علی رضا. (۱۳۹۴). بهینه‌سازی پارامترهای حساس مدل بارش-رواناب HEC-HMS به وسیله الگوریتم فراکاوشی بهینه‌سازی PSO. *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۴۶ (۲)، ۲۵۵-۲۶۴.
- معاونت برنامه ریزی و نظارت راهبردی ریاست جمهوری. (۱۳۹۲). «استاندارد طراحی سامانه‌های انتقال و توزیع آب شهری و روستایی، نشریه ۱۱۷-۳ بازنگری اول»، تهران، ایران.
- مرادی سبزوکی، عادل؛ کاشفی پور، سید محمود و سلیمی چمکاکایی، آتنا. (۱۳۹۳). بررسی میدانی ضریب حداکثر تقاضا در شبکه‌های توزیع آب روستایی (شمال شرق خوزستان). *مجله آب و فاضلاب*، ۲۵ (۱)، ۴۴-۵۲.
- نعمتی شیشه‌گران، نیما؛ بابائیان، فریبا و میان‌آبادی، حجت (۱۴۰۲). مقایسه مدل‌های اقلیمی CMIP6 و روش‌های تصحیح اریبی نگاشت چندکی در شبیه‌سازی بارش. *تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۴ (۱۲)، ۱۸۴۳-۱۸۶۲.

REFERENCES

- Bates, B., Charles, S., & Hughes, J. (2000). Stochastic down-scaling of general circulation model simulations. *Applications of Seasonal Climate Forecasting in Agricultural and Natural Ecosystems*, 121-134. https://doi.org/10.1007/978-94-015-9351-9_9
- Bishop, C.M. and Nasrabadi, N.M. (2006). Pattern recognition and machine learning (Vol. 4, No. 4, p. 738). New York: springer.
- Covey, C., AchutaRao, K. M., Cubasch, U., Jones, P., Lambert, S. J., Mann, M. E., ... & Taylor, K. E. (2003). An overview of results from the Coupled Model Intercomparison Project. *Global and Planetary Change*, 37(1-2), 103-133. [https://doi.org/10.1016/S0921-8181\(02\)00193-5](https://doi.org/10.1016/S0921-8181(02)00193-5)
- Chen, G., Long, T., Xiong, J. and Bai, Y. (2017). Multiple random forests modelling for urban water consumption forecasting. *Water Resources Management*, 31, pp.4715-4729.
- Cutore, P., Campisano, A., Kapelan, Z., Modica, C. and Savic, D. (2008). Probabilistic prediction of urban water consumption using the SCEM-UA algorithm. *Urban Water Journal*, 5(2), 125-132.
- Donkor, E.A., Mazzuchi, T.A., Soyer, R. and Alan Roberson, J. (2014). Urban water demand forecasting: review of methods and models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 140(2), 146-159. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000314](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000314)
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>
- Eggimann, S., Mutzner, L., Wani, O., Schneider, M. Y., Spuhler, D., Moy de Vitry, M., Beutler, P. and Maurer, M. (2017). The potential of knowing more: A review of data-driven urban water management. *Environmental science & technology*, 51(5), 2538-2553. <https://doi.org/10.1021/acs.est.6b04267>
- Holland, J. H. (1975). Genetic Algorithms-John H. Holland. Computer programs that "evolve" in ways that resemble natural selection can solve complex problems even their creators do not fully understand, 1-4.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2022). Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press.
- Levesley, J., 2004. Radial basis functions: theory and implementations. [Review of Radial Basis Functions: Theory and Implementations, by M. D. Buhmann]. *Mathematics of Computation*, 73(247), 1578-1581.

- <http://www.jstor.org/stable/4099914>
- Lin, C.C., Liou, K.Y., Lee, M. and Chiueh, P.T. (2019). Impacts of urban water consumption under climate change: an adaptation measure of rainwater harvesting system. *Journal of Hydrology*, 572, 160-168. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.032>
- Mabrouki, Y., Taybi, A.F., El Alami, M. and Berrahou, A. (2019). Biotypology of stream macroinvertebrates from North African and semi arid catchment: Oued Za (Morocco). *Knowledge & Management of Aquatic Ecosystems*, 420, 17. <https://doi.org/10.1051/kmae/2019009>
- Maurer, E. P., Das, T., & Cayan, D. R. (2013). Errors in climate model daily precipitation and temperature output: time invariance and implications for bias correction. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(6), 2147-2159. <https://doi.org/10.5194/hess-17-2147-2013>
- Meinshausen, M., Nicholls, Z. R., Lewis, J., Gidden, M. J., Vogel, E., Freund, M., ... & Wang, R. H. (2020). The shared socio-economic pathway (SSP) greenhouse gas concentrations and their extensions to 2500. *Geoscientific Model Development*, 13(8), 3571-3605. <https://doi.org/10.5194/gmd-13-3571-2020>
- Moghaddam, H.K., Abtahizadeh, E. and Abolfathi, S. (2025). Sustainable water allocation under climate change: Deep learning approaches to predict drinking water shortages. *Journal of Environmental Management*, 385, 125600. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.125600>
- O'Neill, B. C., Kriegler, E., Ebi, K. L., Kemp-Benedict, E., Riahi, K., Rothman, D. S., ... & Solecki, W. (2017). The roads ahead: Narratives for shared socioeconomic pathways describing world futures in the 21st century. *Global environmental change*, 42, 169-180. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2015.01.004>
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., ... & Tavoni, M. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Global environmental change*, 42, 153-168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>
- Rasifaghihi, N., Li, S.S. and Haghighat, F. (2020). Forecast of urban water consumption under the impact of climate change. *Sustainable Cities and Society*, 52, 101848. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101848>
- Sharghi, A., Komasi, M., & Ahmadi, M. (2025). Variable sensitivity analysis in groundwater level projections under climate change adopting a hybrid machine learning algorithm. *Environmental Modelling & Software*, 183, 106264. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.106264>
- Stockwell, E.G., 1973. The Methods and Materials of Demography. <https://doi.org/10.2307/2060757>
- Stouffer, R. J., Eyring, V., Meehl, G. A., Bony, S., Senior, C., Stevens, B., & Taylor, K. E. (2017). CMIP5 scientific gaps and recommendations for CMIP6. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 95-105. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00013.1>
- Semenov, M. A., & Stratonovitch, P. (2015). Adapting wheat ideotypes for climate change: accounting for uncertainties in CMIP5 climate projections. *Climate Research*, 65, 123-139. DOI: <https://doi.org/10.3354/cr01297>
- Semenov MA. (2008). Simulation of extreme weather events by a stochastic weather generator. *Climate Research* 35(3):203-212. <https://doi.org/10.3354/cr00731>
- Xu, Z., & Yang, Z. L. (2012). An improved dynamical downscaling method with GCM bias corrections and its validation with 30 years of climate simulations. *Journal of Climate*, 25(18), 6271-6286. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00005.1>
- Yang, S., & Cui, X. (2019). Building regional sustainable development scenarios with the SSP framework. *Sustainability*, 11(20), 5712. <https://doi.org/10.3390/su11205712>
- Ababaei, B., Mirzaei, F. and Sohrabi, T. (2012). Assessment of LARS-WG performance in 12 coastal stations of Iran. SID. <https://sid.ir/paper/159758/fa>. (in Persian)
- Ahmadpour, A., Mirhashemi, S. and Haghighatjou, P. (2020). Evaluation of classical, conceptual IHACRES and hybrid ARMA-ANN models in simulation and prediction of daily discharge of Maroun River. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(3), 727-736. 10.22059/ijswr.2019.290549.668344. (in Persian)
- Bostani, A., Najafpour, B. and Javani, K. (2016). Analysis the Effects of Drought on rural Settlements Inastability in Drab villages Township. *Regional Planning*, 6(21), 155-166. (in Persian)
- Baharvand F, Massah Bavani A, Mahdavi M, Motamed Vaziri B, Goodarzi M. (2019). Capability Evaluation of LARS- WG for reproducing daily data in Kermanshah. *jwmseir*; 13 (45) :70-76 URL: <http://jwmsei.ir/article-1-626-fa.html>. (in Persian)
- Tabesh, M., Behboudian, S., & Beygi, S. (2014). Long term prediction of drinking water demand:(Case study of neyshabur city, Iran). *Iran-water Resources Research*, 10(3), 14-25. (in Persian)
- Khalili, A. N., Mosaedi, A., Soltani, A., & Kamkar, B. (2012). Evaluation of ability of LARS-WG model for



- simulating some weather parameters in Sanandaj. SID. <https://sid.ir/paper/156320/fa>. (in Persian)
- Salajegheh, A., Rafiei Sardooi, E., Moghaddamnia, A., Malekian, A., Araghinejad, S., Khalighi Sigarodi, S., & Saleh Pourjam, A. (2017). Performance assessment of LARS-WG and SDSM downscaling models in simulation of precipitation and temperature. *Iranian journal of soil and water research*, 48(2), 253-262. doi: 10.22059/ijswr.2017.62601. (in Persian)
- Semsar Yazdi, A. A., Baghaeepoor, M., & Semsar Yazdi, M. S. (2016). Estimation of the Per Capita of Drinking Water Consumption; A Case Study of Ardekan City, Yazd Province. *Journal of Water and Wastewater Science and Engineering*, 1(1), 4-10. doi: 10.22112/jwwse.2017.51043. (in Persian)
- Oliaei, M. S., Barikloo, A., & Servati, M. (2019). Performance evaluation of artificial neural networks conjunct with genetic algorithm for estimation of soil infiltration rate (Case Study: Khoda afarin Region of East Azerbaijan Province). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 50(5), 1127-1139. doi: 10.22059/ijswr.2018.264020.667994. (in Persian)
- Garmei, R., & Faridhosseini, A. R. (2015). OPTIMIZATION PARAMETERS OF RAINFALL-RUNOFF model of hec-hms through pso algorithm. *Iranian journal of soil and water research*, 46(2), 255-264. doi: 10.22059/ijswr.2015.55930. (in Persian)
- Presidential Vice Presidency for Strategic Planning and Supervision. (2013). "Design Standard for Urban and Rural Water Transmission and Distribution Systems, Publication 117-3, First Revision", Tehran, Iran. (in Persian)
- Moradi, S. A., Kashefipour, S. M., & SALIMI, C. A. (2014). A Field Study on Peak Factor of Rural Water Distribution Networks (Northern-East Part of Khuzestan Province, Iran). (in Persian)
- Nemati Shishehgaran, N., Babaeian, F., & Mianabadi, H. (2024). Comparison of CMIP6 climate models and quantile mapping bias correction methods in the simulation of precipitation. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 54(12), 1843-1862. doi: 10.22059/ijswr.2023.362445.669538. (in Persian)